TESIS SS09 2304

REGRESI DATA LONGITUDINAL DENGAN ESTIMASI GENERALIZED METHOD OF MOMENTS PADA PEMODELAN PENDUDUK MISKIN DI INDONESIA TAHUN 2008-2012

MUHAMMAD GHAZALI
NRP. 1311 201 006

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Bambang Widjanarko Otok, M.Si.

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

THESIS SS09 2304

LONGITUDINAL DATA REGRESSION WITH GENERALIZED METHOD OF MOMENTS ESTIMATION FOR INDONESIAN POVERTY MODELLING IN 2008-2012

MUHAMMAD GHAZALI
NRP. 1311 201 006

ADVISOR
Dr. Bambang Widjanarko Otok, M.Si.

MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

REGRESI DATA LONGITUDINAL DENGAN ESTIMASI *GENERALIZED METHOD OF MOMENTS* PADA PEMODELAN PENDUDUK MISKIN DI INDONESIA TAHUN 2008-2012

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si.)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
MUHAMMAD GHAZALI
NRP. 1311 201 006

Tanggal Ujian : 20 Juli 2016
Periode Wisuda : September 2016

Disetujui oleh:

1. **Dr. Bambang Widjanarko Otok, M.Si.** **(Pembimbing)**
   NIP. 19681124 199412 1 001

2. **Dr. Sutikno, M.Si.** **(Penguji)**
   NIP. 19710313 199702 1 001

3. **Dr. Ir. Setiawan, M.S.** **(Penguji)**
   NIP. 19601030 198701 1 001

Direktur Program Pascasarjana,

KEMENTERIAN RISET, TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER PROGRAM PASCASARJANA

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 19601202 198701 1 001

REGRESI DATA LONGITUDINAL DENGAN ESTIMASI GENERALIZED METHOD OF MOMENTS PADA PEMODELAN PENDUDUK MISKIN DI INDONESIA TAHUN 2008-2012

Nama Peneliti : Muhammad Ghazali
NRP : 1311 201 006
Dosen Pembimbing : Dr. Bambang Widjanarko Otok, M.Si

ABSTRAK

Indeks kedalaman kemiskinan merupakan ukuran rata-rata kesenjangan penyebaran pengeluaran masing-masing penduduk terhadap garis kemiskinan. Banyak faktor yang mempengaruhi indeks kedalaman kemiskinan, baik dari indikator kesehatan, SDM maupun ekonomi. Oleh karena itu diperlukan sebuah pemodelan statistika untuk menganalisa faktor-faktor yang mempengaruhi indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia. Data kemiskinan yang digunakan pada penelitian ini bersumber dari data SUSENAS yang berupa data longitudinal dengan individu pengamatan adalah seluruh kabupaten/kota di Indonesia dari tahun 2008 sampai 2012. Analisis data longitudinal tidak cukup menggunakan OLS karena beberapa asumsi OLS seperti homokedastisitas dan tidak ada autokorelasi sulit terpenuhi pada analisa data longitudinal karena cendurung adanya pengaruh antar individu dan antar waktu pengamatan dalam model. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan metode Generalized Method of Moment (GMM) yang digunakan untuk menaksir parameter model data longitudinal. GMM adalah metode penaksiran parameter yang fokus utamanya adalah meminimalkan fungsi kuadratik $Q_t(\theta) = f_T(\theta)'W_T f_T(\theta)$ untuk mencari parameter $\hat{\theta}$. Analisis GMM untuk data longitudinal pada penelitian ini dibagi menjadi 3 metode yaitu metode *Common Effect, Fixed Effect dan Random Effect*. Untuk memilih model terbaik dari 3 metode tersebut digunakan uji Chow, uji Lagrange Multiplier dan uji Hausman. Pada kasus penelitian ini, Model terbaik yang diperoleh adalah model *Fixed Effect*. Kesimpulan yang diperoleh adalah semakin tinggi Rata-rata lama sekolah (X_1) dan Angka harapan hidup (X_6) maka indeks kedalaman kemiskinan akan semakin kecil. Sedangkan jika semakin tinggi Persentase pengeluaran non makanan (X_2) dan persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) maka indeks kedalaman kemiskinan juga semakin tinggi.

Kata kunci : Regresi data longitudinal, GMM, indeks kedalaman miskinan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LONGITUDINAL DATA REGRESSION WITH GENERALIZED METHOD OF MOMENTS FOR INDONESIAN POVERTY MODELLING IN 2008-2012

Name : Muhammad Ghazali
NRP : 1311 201 006
Advisor : Dr. Bambang Widjanarko Otok, M.Si

ABSTRACT

Poverty gap index is the average size of population distribution the poor people between the poverty line. There's many factors that affect the poverty gap index such as healthy factors or economics factors. Therefore it is necessary to find good statistics models to find to analyze the factors affecting the poverty gap index in Indonesia. The data is used in this study are the SUSENAS poverty data in Indonesia from 2008 to 2012, which is a longitudinal data. There is why weed need a good statistics modeling for a longitudinal data. One of the longitudinal data analyzing methods is *Generalized Method of Moment* (GMM). *Generalized Method of Moments* (GMM) is a generic method for estimating parameters in statistical models. The GMM estimators are known to be consistent, asymptotically normal, and efficient in the class of all estimators that do not use any extra information aside from that contained in the moment conditions. The estimator is defined by minimizing $Q_t(\theta) = f_T(\theta)'W_T f_T(\theta)$. In this study, we used 3 model of longitudinal data regression : Common Effect Models, Fixed Effect Models and Random Effect Model. We used 3 test mehtods : Chow-test, Lagrange Multiplier test and Hausman test to find the best of those 3 models. We found that the best models for poverty data in Indonesia is *Fixed Effect* models. The conclusion was if the higher average length of school (X1) and life expectancy (X6), then the poverty gap index will be smaller. Meanwhile, if the higher percentage of non-food expenses (X2) and the percentage of households that never buy *cheapest rice* or *raskin* (X4), then the poverty gap index will also higher.

Keywords : *Generalized Method of Moment, poverty data, longitudinal data*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Studi data longitudinal didefinisikan sebagai suatu studi terhadap unit eksperimen dengan respon yang diamati dalam dua atau lebih interval. Data longitudinal adalah pengamatan berulang pada unit eksperimen, berbeda dengan data *cross section* yaitu data dari masing-masing individu diamati dalam sekali waktu. Ada beberapa keuntungan dari studi mengenai data longitudinal dibandingkan dengan data *cross section*. Pertama, studi longitudinal lebih powerful dari studi *cross-section* untuk sejumlah subjek yang tetap. Dengan kata lain, untuk memperoleh kekuatan uji statistik yang sama, studi longitudinal membutuhkan subjek yang lebih sedikit. Kedua, dengan jumlah subjek yang sama, hasil pengukuran *error* menghasilkan penaksir efek perlakuan yang lebih efisien dari data *cross section*. Ketiga, data longitudinal mampu menyediakan informasi tentang perubahan individu, sedangkan data *cross section* tidak menyediakan hal tersebut.

Salah satu aplikasi data longitudinal adalah data kemiskinan di Indonesia. Data kemiskinan di Indonesia yang dilakukan pengamatan selama beberapa tahun merupakan gabungan antara data *cross-section* yang berisi informasi gambaran kemiskinan di Indonesia dan dilakukan pengamatan selama beberapa tahun sehingga juga mengandung unsur *time-series*.

Kemiskinan di Indonesia adalah permasalahan berat yang masih dihadapi oleh pemerintah. Kemiskinan selain dipengaruhi oleh dimensi ekonomi, juga berkaitan dengan berbagai dimensi antara lain dimensi sosial, budaya, sosial politik, lingkungan, kesehatan, pendidikan, agama, dan budi pekerti. Menelaah kemiskinan secara multidimensional sangat diperlukan untuk perumusan kebijakan pengentasan kemiskinan (Suryawati, 2005).

Untuk menaksir data longitudinal, metode yang umum digunakan adalah regresi *Ordinary Least Square* (OLS) dan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

OLS membutuhkan beberapa asumsi yang harus dipenuhi diantaranya adalah asumsi homokedastisitas, asumsi tidak terjadi autokorelasi, asumsi tidak terjadi multikolinearitas. Selain itu, jika menggunakan OLS biasa untuk menganalisa data longitudinal, maka informasi tentang perilaku pengamatan yang berubah sesuai waktu akan terabaikan.

Sedangkan untuk *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) adalah teknik yang digunakan untuk menaksir nilai parameter bila distribusi populasi diketahui. Tetapi jika distribusi populasi tidak diketahui maka metode *Maximum Likelihood Estimation* tidak dapat digunakan. Selain itu kekurangan metode *Maximum Likelihood Estimation* sangat sensitif terhadap data ekstrem. Data ekstrem ini sangat berpengaruh terhadap nilai *mean* dan *variansi*.

Analisis regresi data longitudinal adalah analisis regresi yang yang memperhatikan faktor *time-series* pada data pengamatan *cross-section* yang dilakukan dalam beberapa periode. Ada beberapa keuntungan yang diperoleh dengan menggunakan estimasi data longitudinal. Pertama, meningkatkan jumlah obeservasi (sampel), dan kedua, memperoleh variasi antar unit yang berbeda menurut ruang dan *variasi* menurut waktu.

Menurut Gujarati (2003) data longitudinal sedikit terjadi kolinearitas antar variabel sehingga sangat kecil kemungkinan terjadi *multikolinearitas*. Tetapi regresi longitudinal juga tetap mengalami kendala dimana memungkinkan terjadinya autokorelasi dan heterokedastisitas. Autokorelasi terjadi karena residual yang tidak saling bebas antar satu observasi ke observasi lainnya. Hal ini disebabkan karena *error* pada individu cenderung mempengaruhi individu yang sama pada periode berikutnya. Masalah autokorelasi sering terjadi pada data *time series*. *Heterokedastisitas* terjadi apabila nilai residual dari model tidak memiliki varians yang konstan. Artinya, setiap observasi mempunyai reliabilitas yang berbeda-beda akibat perubahan kondisi yang melatarbelakangi tidak terangkum dalam model. Gejala ini sering terjadi pada data *cross section* sehingga sangat dimungkinkan terjadi heterokedastisitas pada data longitudinal.

Salah satu metode alternatif untuk menganalisa data longitudinal adalah dengan menggunakan *Metode Moment* (MM) yang diperkenalkan oleh Karl Pearson pada tahun 1894. *Metode Moment* lebih memfokuskan pada penggunaan fungsi *moment kondisi* untuk mencari parameter terbaik. Tetapi *Metode Moment* juga mengalami kendala jika fungsi *moment kondisi* lebih banyak daripada jumlah parameter yang ingin diestimasi, yang berarti terjadi kasus *over-identifikasi*.

Lars Peter Hansen (1982) memperkenalkan *Generalized Method of Moments* (GMM) untuk mengatasi kendala yang dihadapi penaksiran *Metode Moment*. Penaksiran parameter GMM diperoleh dari meminimalkan jumlah kuadrat moment sampel terboboti. Pemilihan matriks bobot yang tepat bisa dilakukan dengan memilih kernel dan bandwidth yang tepat. GMM menjadi metode yang banyak diaplikasikan dalam bidang ekonomi dan finansial. GMM juga digunakan dalam berbagai bidang seperti agrikultur, bisnis, pemasaran, kesehatan dan berbagai bidang lainnya (Hall, 2005).

Penggunaan GMM pada penelitian sebelumnya juga telah dilakukan oleh Lubis dan Setiawan (2013) yang menerapkan GMM pada persamaan Simultan Panel Dinamis untuk pemodelan pertumbuhan ekonomi di Indonesia. Kemudian Taurif (2014) menggunakan GMM untuk estimasi parameter regresi logistik pada studi kasus HIV di Surabaya.

Aplikasi GMM pada penelitian ini akan digunakan untuk menaksir permodelan kemiskinan di Indonesia. Penelitian sebelumnya yang melakukan permodelan terhadap kemiskinan adalah Damayanti dan Ratnasari (2013) yang memodelkan kemiskinan di Jawa Timur menggunakan metode *Geographically Weighted Regression* (GWR), Anuraga (2013) melakukan permodelan kemiskinan di Jawa Timur dengan menggunakan *Structural Equation Modeling-Partial Least Square*. Kemudian Ngafiyah (2014) menggunakan *Meta-Analityc Structural Equation Modeling* (MASEM) untuk memodelkan kemiskinan di pulau Jawa, lalu Sita dan Otok (2014) menggunakan pendekatan *Multivariate Adaptive Regression SPLINES* (MARS) pada pemodelan penduduk miskin di Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian dalam latar belakang, maka permasalahan yang diangkat pada penelitian ini adalah :

1. Bagaimana estimasi parameter regresi data longitudinal dengan *Generalized Method Moments* (GMM)?
2. Bagaimana penerapan regresi data longitudinal dengan *Generalized Method Moments* (GMM) pada pemodelan kemiskinan di Indonesia tahun 2008-2012?

1.3 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah *Generalized Method Moments* (GMM) untuk memodelkan kemiskinan di Indonesia berdasarkan data sekunder yang diambil dari hasil pendataan Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) untuk tahun 2008-2012 yang dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS)

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan uraian rumusan masalah, tujuan penelitian ini adalah :

1. Mendapatkan estimasi parameter regresi data longitudinal dengan *Generalized Method Moments* (GMM).
2. Menerapkan regresi data longitudinal dengan *Generalized Method Moments* (GMM) pada pemodelan kemiskinan di Indonesia tahun 2008-2012.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian berikut adalah :

1. Memberikan wawasan terhadap pengembangan analisis regresi pada data longitudinal khususnya dengan menggunakan *Generalized Method Moments* (GMM).
2. Mengetahui penerapan model regresi pada data longitudinal dengan menggunakan *Generalized Method Moments* (GMM).

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2. 1 Regresi Data Longitudinal

Regresi data longitudinal atau juga disebut regresi data penel merupakan pengembangan dari regresi linier dengan metode OLS yang memiliki kekhususan dari segi jenis data dan tujuan analisisnya. Dari segi jenis data, regresi data longitudinal memiliki karakteristik (jenis) data *cross section* dan *time series*. Sifat *cross section* data ditunjukkan oleh data yang terdiri lebih dari satu entitas (individu), sedangkan sifat *time series* ditunjukkan oleh setiap individu memiliki lebih dari satu pengamatan waktu (periode). Menurut Widarjono (2007), ada beberapa keuntungan yang diperoleh dengan menggunakan data longitudinal. Pertama, data longitudinal merupakan gabungan dua data cross section dan time series mampu menyediakan data yang lebih banyak sehingga akan menghasilkan derajat kebebasan (*degree of freedom*) yang lebih besar.

Baltagi (2005) mengemukakan bahwa data longitudinal memiliki beberapa keuntungan dan kerugian. Keuntungan dari data longitudinal yaitu pertama, dengan mengkombinasikan data *time series* dan data *cross section*, data longitudinal memberikan data yang lebih informatif, lebih variatif, dan mengurangi kolinearitas antar variable. Kedua, dengan jumlah subyek yang sama, hasil pengukuran *error* menghasilkan penaksiran efek perlakuan yang lebih efisien dari data *cross section*. Ketiga, dengan mempelajari bentuk *cross section* yang berulang-ulang, data longitudinal dapat digunakan untuk mempelajari dinamika perubahan. Keempat, dapat mengidentifikasi dan mengukur pengaruh yang tidak dapat dideteksi dalam data time series dan data *cross section*. Kelima, dapat disusun dan menguji model perilaku yang lebih dalam dibanding dengan data time series dan data *cross section*. Keenam, mampu menyediakan informasi tentang perubahan individu. Sedangkan kelemahan studi longitudinal adalah masalah desain dan pengumpulan data, kesalahan pengukuran, dimensi data *time series* yang singkat, adanya *cross section* yang saling berhubungan.

Berikut ini adalah struktur data dari data longitudinal, dimana $i = 1,2, \dots, N$ adalah banyaknya objek pengamatan, $t = 1,2, \dots, T$ adalah banyaknya waktu/periode pengamatan tersebut dilakukan. Struktur datanya adalah sebagai berikut :

Tabel 2.1 Stuktur Data Longitudinal

$\boldsymbol{y_{i,t}}$	$\boldsymbol{t}$	$\boldsymbol{x_{1,i,t}}$	$\boldsymbol{x_{2,i,t}}$		$\boldsymbol{x_{p,i,t}}$
$y_{1,1}$	1	$x_{1,1,1}$	$x_{2,1,1}$	$\cdots$	$x_{p,1,1}$
$y_{2,1}$	1	$x_{1,2,1}$	$x_{2,2,1}$	$\cdots$	$x_{p,2,1}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_{n,1}$	1	$x_{1,n,1}$	$x_{2,n,1}$	$\cdots$	$x_{p,n,1}$
$y_{1,2}$	2	$x_{1,1,2}$	$x_{2,1,2}$	$\cdots$	$x_{p,1,2}$
$y_{2,2}$	2	$x_{1,2,2}$	$x_{2,2,2}$	$\cdots$	$x_{p,2,2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_{n,2}$	2	$x_{1,n,1}$	$x_{2,n,2}$	$\cdots$	$x_{p,n,2}$
$\vdots$ $\vdots$	$\vdots$ $\vdots$	$\vdots$ $\vdots$	$\vdots$ $\vdots$		$\vdots$ $\vdots$
$y_{1,T}$	T	$x_{1,1,T}$	$x_{2,1,T}$	$\cdots$	$x_{p,1,T}$
$y_{2,T}$	T	$x_{1,2,T}$	$x_{2,2,T}$	$\cdots$	$x_{p,2,T}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_{n,T}$	T	$x_{1,n,T}$	$x_{2,n,T}$	$\cdots$	$x_{p,n,T}$

Dalam analisis data longitudinal ada 3 model pendekatan yang digunakan yaitu Model *Common Effects* (CE), Model *Fixed Effects* (FE) dan Model *Random Effects* (RE).

Model *Common Effects* adalah pendekatan model regresi data longitudinal yang tidak memperhatikan dimensi individu maupun waktu, disebut juga *Pooled Regression*. Metode estimasinya menggunakan *Ordinary Least Squares* (OLS).

Persamaan Model *Common Effects* adalah

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit} + u_{it} \tag{2.1}$$

dimana $i = 1,2, \dots, N$ dan $t = 1,2, \dots, T$

Asumsi yang harus diperhatikan adalah sama dengan asumsi yang digunakan pada OLS yaitu

$u_{it} \sim N(0, \sigma^2)$, $E(u_{it}u_{is}) = E\left(u_{it}u_{jt}\right) = E\left(u_{it}u_{js}\right) = 0 \; untuk \; (i \neq j; t \neq s)$

Persamaan Model *Common Effect* ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Y}_{it} = \boldsymbol{X}_{it}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{u}_{it}$$

dimana $\boldsymbol{Y}_{it}$ adalah vektor variabel respon berukuran (NT×1), $\boldsymbol{X}_{it}$ adalah matriks variabel bebas berukuran (NT×(p+1)), $\boldsymbol{\beta}$ vektor parameter berukuran ((1+p) ×1) dan $\boldsymbol{u}_{it}$ adalah vektor *error* berukuran (NT×1). Sehingga penaksiran parameter model *Common Effect* adalah :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{CE} = (\boldsymbol{X}_{it}'\boldsymbol{X}_{it})^{-1}\boldsymbol{X}_{it}'\boldsymbol{Y}_{it} \tag{2.2}$$

dengan residual $\widehat{\boldsymbol{u}}_{it} = \boldsymbol{Y}_{it} - \boldsymbol{X}_{it}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{CE}$.

Model *Fixed Effects* (FE) adalah model regresi data longitudinal yang mengasumsikan bahwa dalam berbagai kurun waktu, karakteristik masing-masing individu adalah berbeda. Perbedaan tersebut dicerminkan oleh nilai intersep pada model estimasi yang berbeda untuk setiap individu.

Model persamaan regresi *Fixed Effects (FE)* :

$$Y_{it} = \beta_{0i} + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit} + u_{it} \tag{2.3}$$

dimana $i = 1,2, \dots, N$ dan $t = 1,2, \dots, T$

Asumsi yang harus diperhatikan Model *Fixed Effects* (FE) adalah :

$u_{it} \sim N(0, \sigma^2)$

$E(u_{it}u_{is}) = E\left(u_{it}u_{jt}\right) = E\left(u_{it}u_{js}\right) = 0 \; untuk \; (i \neq j; t \neq s)$

Persamaan Model *Fixed Effect* ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\widetilde{\boldsymbol{Y}}_{it} = \widetilde{\boldsymbol{X}}_{it}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{u}_{it} \tag{2.4}$$

dimana $\widetilde{\boldsymbol{Y}}_{it}$ adalah vektor transformasi variabel respon berukuran (NT×1), $\widetilde{\boldsymbol{X}}_{it}$ adalah matriks transformasi variabel bebas berukuran (NT×(p)), $\boldsymbol{\beta}$ vektor parameter berukuran ((p) ×1) dan $\boldsymbol{u}_{it}$ adalah vektor *error* berukuran (NT×1). $\widetilde{\boldsymbol{Y}}_{it} = \boldsymbol{Y}_{it} - \overline{\boldsymbol{Y}}_{i\cdot}$ dan $\widetilde{\boldsymbol{X}}_{it} = \boldsymbol{X}_{it} - \overline{\boldsymbol{X}}_{i\cdot}$ Sehingga penaksiran parameter model *Fixed Effect* adalah :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{FE} = (\widetilde{\boldsymbol{X}}_{it}'\widetilde{\boldsymbol{X}}_{it})^{-1}\widetilde{\boldsymbol{X}}_{it}'\,\widetilde{\boldsymbol{Y}}_{it} \tag{2.5}$$

dengan residual $\widehat{\boldsymbol{u}}_{it} = \widetilde{\boldsymbol{Y}}_{it} - \widetilde{\boldsymbol{X}}_{it}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{FE}$.

Kekurangan model *Fixed Effect* adalah terlalu banyaknya parameter yang dihasilkan karena setiap individu pengamatan menghasilkan parameter konstanta (intersep) tersendiri untuk setiap individu. Jika jumlah individu pengamatan *N* sangat besar maka model *Fixed Effect* tidak disarankan.

Model *Random Effect* mengatasi permasalahan model *Fixed Effect* yang memiliki derajat bebas lebih kecil dan terlalu banyaknya parameter dalam model. Karena itu model *Random Effect* mengasumsikan setiap individu mempunyai perbedaan intersep, yang mana intersep tersebut adalah variabel random atau stokastik. $u_{it} \sim N(0, \sigma_u^2)$ adalah *error* untuk pengamatan individu ke-*i* dan waktu ke-*t*, sedangkan $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ adalah *error* untuk pengamatan setiap individu ke-*i*. Teknik ini juga memperhitungkan bahwa *error* mungkin berkorelasi sepanjang *cross section* dan *time series*. Persamaan model *Random Effect* ditulis sebagai berikut:

$$Y_{it} = \beta_{0i} + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit} + u_{it}$$

dimana $\beta_{0i} = \beta_0 + \varepsilon_i,\ i = 1,2, \ldots, N$ dan $t = 1,2, \ldots, T$

Sehingga modelnya dapat pula dituliskan sebagai berikut :

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit} + u_{it} + \varepsilon_i$$

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit} + w_{it} \quad (2.6)$$

dimana $w_{it} = u_{it} + \varepsilon_i$

Asumsi yang harus diperhatikan *Model Random Effects* (RE) adalah :

$u_{it} \sim N(0, \sigma^2)$

$E(u_{it}u_{is}) = E(u_{it}u_{jt}) = E(u_{it}u_{js}) = 0\ untuk\ (i \neq j; t \neq s)$

$E(\varepsilon_i u_{it}) = 0, E(w_{it}) = 0$

$Var(w_{it}) = \sigma_u^2 + \sigma_\varepsilon^2$

Persamaan Model *Random Effect* ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\widetilde{\boldsymbol{Y}}^*{}_{it} = \widetilde{\boldsymbol{X}}^*{}_{it}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{w}_{it} \quad (2.7)$$

dimana $\widetilde{\boldsymbol{Y}}^*{}_{it}$ adalah vektor transformasi variabel respon berukuran (NT×1), $\widetilde{\boldsymbol{X}}^*{}_{it}$ adalah matriks transformasi variabel bebas berukuran (NT×(p+*1*)), $\boldsymbol{\beta}$ vektor parameter berukuran ((*p+1*) ×1) dan $\boldsymbol{u}_{it}$ adalah vektor *error* berukuran (*NT*×1). Disimbolkan $\widetilde{\boldsymbol{Y}}^{*}{}_{it} = \boldsymbol{Y}_{it} - \boldsymbol{\theta}_{\boldsymbol{i}}\overline{\boldsymbol{Y}}_{i\cdot}$ dan $\widetilde{\boldsymbol{X}}^{*}{}_{it} = \boldsymbol{X}_{it} - \boldsymbol{\theta}_{\boldsymbol{i}}\overline{\boldsymbol{X}}_{i\cdot}$ dimana

$$\boldsymbol{\theta}_{\boldsymbol{i}} = \mathbf{1} - \sqrt{\frac{\sigma_{\varepsilon}^{2}}{\boldsymbol{T}_{\boldsymbol{i}}\sigma_{u}^{2} + \sigma_{\varepsilon}^{2}}}$$

Sehingga penaksiran parameter model *Random Effect* adalah :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RE} = (\widetilde{\boldsymbol{X}}^{*}{}_{it}{}'\widetilde{\boldsymbol{X}}^{*}{}_{it})^{-1}\widetilde{\boldsymbol{X}}^{*}{}_{it}{}'\,\widetilde{\boldsymbol{Y}}^{*}{}_{it} \qquad (2.8)$$

dengan residual $\widehat{\boldsymbol{w}}_{it} = \widetilde{\boldsymbol{Y}}^{*}{}_{it} - \widetilde{\boldsymbol{X}}^{*}{}_{it}\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{RE}$.

(Alvarez et al, 2013)

Pemilihan Model Data Longitudinal

Untuk memilih manakah metode yang akan digunakan dalam permodelan data longitudinal, dilakukan uji Chow (uji F), uji Lagrange Multiplier dan uji Hausman. Uji Chow digunakan untuk menentukan manakah model yang lebih baik antara Model *Common Effect* ataukah Model *Fixed Effect*. Uji Lagrange Multiplier digunakan untuk membandingkan Model *Common Effect* dan Model *Random Effect*. Sedangkan uji Hausman digunakan untuk membandingkan Model *Fixed Effect* dan Model *Random Effect*.

Uji Chow (Uji F)

Uji Chow (*Chow test*) yakni pengujian untuk menentukan model *Fixed Effect* atau *Random Effect* yang paling tepat digunakan dalam mengestimasi data panel (Baltagi, 2005). Hipotesis dalam uji Chow adalah:

H_0 : *Common Effect Model* $(\beta_i = \beta \,, \forall i = 1,2,..,N)$

H_1 : *Fixed Effect Model* $\left(\beta_j \neq \beta_s = \beta \,, j \neq s, \forall j, s = 1,2,..,N\right)$

Hipotesis H_0 pada uji chow menyatakan bahwa tidak terdapat perbedaan parameter untuk semua individu ke-*i* pengamatan. Jika H_0 ditolak maka model yang lebih tepat digunakan adalah model *Fixed Effect*.

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$F = \frac{(SSE_{CE} - SSE_{FE})/(n-1)}{(SSE_{CE})/(nT-n-p)} \sim F_{(\alpha;n-1,nT-n-p)}$$

SSE_{CE} = *Sum Square Error* dari model *Common Effect*

SSE_{FE} = *Sum Square Error* dari model *Fixed Effect*

n = jumlah individu (*cross section*)

T = jumlah waktu pengamatan (*times series*)

p = jumlah variabel bebas

Uji Lagrange Multiplier (LM)

Untuk menguji signifikansi model *Random Effect* digunakan uji Lagrange Multiplier (LM). Model ini didasarkan dari nilai residual dari model *Common Effect*. Hipotesis dalam uji LM adalah :

H_0 : *Common Effect Model*

H_1 : *Random Effect Model*

Hipotesis H_0 pada uji LM menyatakan bahwa tidak terdapat efek individu pada setiap pengamatan ke-*i*. Jika H_0 ditolak maka model yang lebih tepat digunakan adalah model *Random Effect*.

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$LM = \frac{nT}{2(T-1)}\left[\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{t=1}^{T} u_{it}^{*}\right)^{2}}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{t=1}^{T} u_{it}^{*\,2}} - 1\right]^{2} \sim \chi_{1}^{2}$$

n = jumlah individu (*cross section*)

T = jumlah waktu pengamatan (*times series*)

u_{it}^{*} = residual dari model *Common Effect*

(Baltagi,2005).

Uji Hausman

Uji Hausman digunakan untuk membandingan model *Fixed Effect* dan model *Random Effect*. Model *Fixed Effect* mengasumsikan independen variabel berkorelasi dengan *error*-nya sedangkan *Random Effect* sebaliknya.

Jika jumlah *T* waktu pengamatan jauh lebih besar daripada jumlah *N* individu pengamatan, maka uji Hausman tidak terlalu diperlukan karena model *Random Effect* dan *Fixed Effect* cenderung menghasilkan kesimpulan yang sama. Tetapi jika jumlah *N* individu pengamatan jauh lebih besar daripada *T* waktu pegamatan maka uji Hausman dibutuhkan untuk memilih model terbaik. Ketika variabel bebas dan efek individu pada model saling berkorelasi: $E(X_{it}, \varepsilon_i) \neq 0$, maka model *Fixed Effect* akan memberikan penaksiran yang tak bias, sedangkan jika sebaliknya maka model *Random Effect* yang lebih tepat digunakan.

Hipotesis dalam uji Haussman adalah :

H_0 : *Random Effect Model*

H_1 : *Fixed Effect Model*

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$H = \left(\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE}\right)' VAR\left(\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE}\right)^{-1}\left(\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE}\right) \sim \chi_p^2$$

dimana :

$\hat{\beta}_{FE}$ = taksiran parameter model *Fixed Effect*

$\hat{\beta}_{RE}$ = taksiran parameter model *Random Effect*

p = jumlah variabel bebas

(Alvarez et al, 2013)

2.2 Generalized Method of Moments

Generalized Method of Moments (GMM) adalah salah satu metode estimasi parameter yang pertama kali diperkenalkan oleh Lars Peter Hansen (1982). Sebelum memahami GMM perlu diketahui bahwa konsep dasar dari GMM berasal dari pengembangan Metode Moment (MM) yang diperkenalkan oleh Karl Pearson pada tahun 1894.

2.2.1 Metode Moment

Penaksiran parameter adalah salah satu metode penting yang selalu dilakukan dalam statistika. Prosedur penaksiran adalah dengan meminimalkan atau memaksimalkan *fungsi kriteria* untuk mencari parameter terbaik. Metode yang paling banyak digunakan adalah OLS dan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE), tetapi dalam metode tersebut tetap dibutuhkan beberapa asumsi yang tidak boleh dilanggar seperti asumsi *homokedastisitas* dan tidak adanya *autokorelasi*. *Generalized Methods of Moments* (GMM) membutuhkan asumsi yang lebih sedikit sehinga lebih efisien dalam menaksir parameter

Sebelum memahami GMM adalah pengembangan *Metode Moment. Metode Moment* adalah teknik penaksiran parameter dimana parameter yang tidak diketahui akan ditaksir dengan mencocokkan moment populasi dengan moment sampel yang tepat.

2.2.1.1 Momen Kondisi

Defini 2.1 : Moment Kondisi

Misalkan kita memiliki sampel pengamatan $\{x_t : t = 1,2, \ldots T\}$ untuk menaksir parameter vektor θ dengan nilai θ_0 berukuran $p \times 1$. Misalkan $f(x_t, \theta)$ adalah vektor fungsi θ berukuran $q \times 1$ dan $E\big(f(x_t, \theta)\big)$ ada dan terbatas untuk setiap t dan θ. Maka moment kondisinya adalah $E\big(f(x_t, \theta)\big) = 0$.

Misalkan model regresi linear

$$\boldsymbol{y}_t = \boldsymbol{x}_t'\boldsymbol{\beta}_0 + \boldsymbol{u}_t \tag{2.9}$$

Jika $E(u_t|x_t) \neq 0$. Jika terdapat korelasi antara u_t dan x_t. Misalkan terdapat intrument z_t berukuran $q \times 1$ dimana $q \geq p$ yang memenuhi $E(z_t u_t) = 0$. Sehinga moment kondisi dari persamaan regresi diatas adalah

$$E(\boldsymbol{z}_t\boldsymbol{u}_t) = E\big(\boldsymbol{z}_t(\boldsymbol{y}_t - \boldsymbol{x}_t'\boldsymbol{\beta}_0)\big) = 0 \tag{2.10}$$

dimana

$$f\big((x_t, y_t, z_t), \theta\big) = \boldsymbol{z}_t(\boldsymbol{y}_t - \boldsymbol{x}_t'\boldsymbol{\beta})$$

2.2.1.2 Penaksiran Metode Moment

Pada kasus yang dicontohkan sebelumnya dimana $p = q$ sehingga θ dapat ditaksir menggunakan *moment kondisi*. Sehingga moment kondisi $E\big(f(x_t, \theta)\big) = 0$ merepresentasikan terdapat p persamaan untuk q parameter yang tidak diketahui. Menyelesaikan persamaan tersebut akan menghasilkan nilai sebenarnya dari θ. Bagaimanapun, kita tidak bisa mengamati $E\big(f(.,.)\big)$ tetapi hanya $f(x_t, \theta)$. Karena itu didefinisikan moment sampel $f(x_t, \theta)$

$$f_T(\theta) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x_t}, \boldsymbol{\theta}), \tag{2.11}$$

adalah penaksis Metode Moment (MM) untuk $E\big(f(x_t, \theta)\big)$. Jika sampel moment sampel menyediakan penaksiran populasi moment yang baik, maka estimator $\hat{\theta}_T$ yang didapatkan dari moment kondisi $f_T(\theta) = 0$ akan menghasilkan penaksir yang baik yang mendekati nilai sesunguhnya dari θ_0 untuk moment kondisi populasi $E\big(f(x_t, \theta)\big) = 0$.

Untuk model regresi linear, moment kondisi sampel adalah

$$\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{x_t}\boldsymbol{\hat{u}_t} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{x_t}\big(\boldsymbol{y_t} - \boldsymbol{x_t'}\boldsymbol{\hat{\beta}_T}\big) = 0$$

sehingga diperoleh $\hat{\beta}_T$ sebagai berikut

$$\boldsymbol{\hat{\beta}}_T = \left(\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{x_t}\boldsymbol{x_t}'\right)^{-1} \sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{x_t}\,\boldsymbol{y_t} = (\boldsymbol{X'X})^{-1}\boldsymbol{X'y}. \tag{2.12}$$

Sehingga dalam kasus ini, penaksir parameter MM adalah penaksir parameter OLS

Regresi linear dengan instrumen variabel $q = p$ juga bisa langsung ditentukan. Moment kondisi sampel adalah

$$\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z_t}\boldsymbol{\hat{u}_t} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z_t}\big(\boldsymbol{y_t} - \boldsymbol{x_t'}\boldsymbol{\hat{\beta}_T}\big) = 0$$

Sehingga diperoleh $\hat{\beta}_T$ sebagai berikut

$$\boldsymbol{\hat{\beta}_T} = \left(\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z_t}\boldsymbol{x_t}'\right)^{-1} \sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z_t}\,\boldsymbol{y_t} = (\boldsymbol{Z'X})^{-1}\boldsymbol{Z'y}. \tag{2.13}$$

dimana ini merupakan standar penaksiran parameter untuk metode *Variabel Instrumen.*

2.2.2 Penaksiran Generalized Method of Moments (GMM)

Penaksir GMM digunakan jika parameter θ teroveridentifikasi oleh moment kondisi. Jika p parameter lebih sedikit daripada q persamaan moment, maka akan menghasilkan penaksiran yang overindentifikasi. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan penaksiran *Generalized Method of Moments* (GMM).

Definisi 2.2* : *Penaksir GMM

Misalkan sampel pengamatan $\{x_t : t = 1,2, \ldots T\}$ untuk menaksir parameter vektor θ dengan nilai θ_0 berukuran $p \times 1$. Misalkan $E\big(f(x_t, \theta)\big) = 0$ adalah himpunan dari moment kondisi q, dan $f_T(\theta)$ adalah sampel moment. Didefinisikan fungsi kriteria

$$\boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta})'\boldsymbol{W_T}\boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta}) \tag{2.14}$$

dimana $\boldsymbol{W_T}$ adalah matriks bobot *positif-definit*.

Maka penaksir GMM dari θ didefinisakan sebagai

$$\widehat{\boldsymbol{\theta_T}} = argmin_\theta\, \boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\theta}) \tag{2.15}$$

Untuk model regresi linear dimana $q > p$ instrumen, maka moment kondisinya adalah

$$E(\boldsymbol{z_t u_t}) = E\big(\boldsymbol{z_t}(\boldsymbol{y_t} - \boldsymbol{x'_t\beta_0})\big) = 0$$

dan moment sampelnya adalah

$$\boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z_t}(\boldsymbol{y_t} - \boldsymbol{x'_t\beta_0}) = \frac{1}{T}(\boldsymbol{Z'y} - \boldsymbol{Z'X\beta}).$$

Misalnya kita pilih matriks bobot

$$\boldsymbol{W_T} = \left(\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \boldsymbol{z_t z_t}'\right)^{-1} = T(\boldsymbol{Z'Z})^{-1},$$

sehingga

$$\boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{T^{-1}}(\boldsymbol{Z'y} - \boldsymbol{Z'X\beta})'(\boldsymbol{Z'Z})^{-1}(\boldsymbol{Z'y} - \boldsymbol{Z'X\beta})$$

Persamaan diatas diturunkan terhadap β sehingga diperoleh

$$\frac{\partial \boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta}\Big|_{\beta = \widehat{\beta_T}} = T^{-1}2\boldsymbol{X'Z}(\boldsymbol{Z'Z})^{-1}\big(\boldsymbol{Z'y} - \boldsymbol{Z'X}\widehat{\boldsymbol{\beta_T}}\big) = 0$$

dan menyelesaikan persamaan diatas diperoleh nilai dari $\widehat{\beta_T}$

$$\widehat{\boldsymbol{\beta_T}} = (\boldsymbol{X'Z}(\boldsymbol{Z'Z})^{-1}\boldsymbol{Z'X})^{-1}\boldsymbol{X'Z}(\boldsymbol{Z'Z})^{-1}\boldsymbol{Z'y}. \tag{2.16}$$

Persamaan diatas merupakan penaksiran parameter model Instrument Variabel (IV) jika instrumen lebih banyak daripada regressor.

2.2.3 Prosedur Perhitungan GMM

Proses perhitungan GMM adalah proses perhitungan berulang. Secara umum terdapat dua prosedur perhitungan GMM yaitu two-step dan iterative.

2.2.3.1 *two-step* GMM

Ketika GMM pertama kali diperkenalkan oleh Hansen (1982) metode perhitungan yang digunakannya adalah *two-step* GMM dimana metode ini menghitung θ^* dengan meminimalkan fungsi $\bar{f}(\theta)'\bar{f}(\theta)$. Algoritmanya adalah sebagai berikut :

1. Hitung $\boldsymbol{\theta}^* = \arg\min_\theta \bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})'\boldsymbol{W_0}(\boldsymbol{\theta}^*)\bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})$ dimana $\boldsymbol{W_0}(\boldsymbol{\theta}^*) = \boldsymbol{I}(\boldsymbol{\theta}^*)$
2. Hitung matriks $\boldsymbol{W_1}(\boldsymbol{\theta}^*) = \boldsymbol{E}[\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\theta}^*)\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\theta}^*)']^{-\mathbf{1}}$
3. Diperoleh penaksir parameter GMM yaitu:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_\theta \bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})'\boldsymbol{W_1}(\boldsymbol{\theta}^*)^{-\mathbf{1}}\bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})$$

2.2.3.2 Iterative GMM

Sebagai pengembangan dari metode two-step GMM, Hansen et al (1996) menggunakan metode iterasi untuk menghitung GMM. Jika *two-step* GMM hanya terdiri dari 2 kali perhitungan, maka *iterative* GMM melakukan perhitungan berulang sampai ditemukan nilai yang konvegen.

Algoritma *Iterative GMM* adalah sebagai berikut :

1. Hitung $\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})} = \arg\min_\theta \bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})'\boldsymbol{W_0}(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})})\bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})$ dimana $\boldsymbol{W_0}\left(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})}\right) = \boldsymbol{I}(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})})$
2. Hitung matriks $\boldsymbol{W_1}\left(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})}\right) = \boldsymbol{E}(\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})})\boldsymbol{f}(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})})')^{-\mathbf{1}}$
3. Hitung $\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{1})} = \arg\min_\theta \bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})'\boldsymbol{W_1}(\boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{0})})\bar{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{\theta})$, lalu kembali ke langkah-2
4. Diperoleh penaksir parameter Iterative GMM $\hat{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\theta}^{(\mathbf{1})}$.

2.2.4 Pengujian Hipotesis

Setelah parameter hasil estimasi diperoleh, maka kemudian dilakukan uji signifikansi terhadap koefisien β secara univariat terhadap variabel respon yaitu membandingkan parameter hasil estimasi β dengan *standard error* parameter tersebut. Hipotesis pengujian parsial sebagai berikut:

H_0 : $\beta_k = 0$

H_1 : $\beta_k \neq 0$

Statistik uji yang digunakan adalah :

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_k - \beta_{Ho}}{SE(\hat{\beta}_k)} \tag{2.17}$$

dimana $SE(\hat{\beta}_k) = \sqrt{diagonal(var(\hat{\beta}_k))}$ dan $k = 1,2,\dots,p$.

Hipotesis H_0 akan gagal ditolak jika statistik uji berada dalam daerah penerimaan berikut :

$$-t_{(\alpha/2,n-2)} < t_{hitung} < t_{(\alpha/2,n-2)}$$

2.2.5 Uji Kesesuaian Model (*Goodness of Fit*)

Untuk mengetahui apakah model dengan variabel dependen tersebut merupakan model yang sesuai, maka perlu dilakukan suatu uji kesesuaian model.

***Mean Square Error* (MSE)**

Mean Square Error (MSE) untuk model data longitudinal didefinisikan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\left(Y_{it} - \hat{Y}_{it}\right)^2}{NT} \tag{2.18}$$

Semakin kecil nilai MSE maka model semakin baik.

Koefisien Determinasi (R^2)

Koefesien determinasi merupakan persentase pengaruh dari variabel prediktor terhadap variabel respon. Koefesien determinasi untuk model data longitudinal didefinisikan sebagai berikut:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}\left(Y_{it} - \hat{Y}_{it}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}(Y_{it} - \bar{Y})^2} \tag{2.19}$$

dan

$$R_{adj}{}^2 = 1 - \frac{N-1}{df}(1 - R^2) \tag{2.20}$$

dimana $df_{CE} = (NT - p)$, $df_{FE} = (NT - N - p)$ dan $df_{RE} = (NT - p)$. Diketahui *N* adalah jumlah individu pengamatan, *T* adalah jumlah waktu pengamatan, dan *p* adalah jumlah parameter yang ditaksir dan $k = 1,2, \dots, p$.

Nilai R^2 yang besar menunjukan bahwa kontribusi variabel prediktor terhadap variabel respon semakin besar (Wu dan Zhang, 2005).

***Akaike's Information Criterion* (AIC)**

Pemilihan model dari sebuah data set yang terbaik salah satunya adalah dengan menggunakan metode AIC (*Akaike's Information Criterion*) untuk model data longitudinal yang didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC = 2p + NT\, ln\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}(Y_{it} - \hat{Y}_{it})^2}{NT}\right) \tag{2.21}$$

sedangkan AICc (*AIC with a correction*) untuk model data longitudinal yang didefinisikan sebagai berikut:

$$AICc = AIC + \frac{2p(p+1)}{NT - p - 1} \tag{2.22}$$

dimana *N* adalah jumlah individu pengamatan, *T* adalah jumlah waktu pengamatan, dan *p* adalah jumlah parameter yang ditaksir.

Model terbaik dipilih dari model yang memiliki nilai AIC dan AICc paling kecil.

2.2.6 Pengecekan Multikolinearitas

Salah satu syarat yang harus terpenuhi dalam pemodelan regresi yang baik adalah tidak adanya korelasi antar variabel independen. Multikolinearitas adalah kondisi terdapatnya hubungan linier atau korelasi yang tinggi antara masing-masing variabel prediktor dalam model regresi. Multikolinearitas terjadi ketika sebagian besar variabel yang digunakan saling berhubungan dalam suatu model regresi. Adanya kasus multikolinearitas dapat dilihat dari nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) lebih dari 10. VIF dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$VIR_k = \frac{1}{1 - R_k^2} \tag{2.23}$$

R_k^2 adalah nilai koefisien determinasi antara variabel X_k dengan variabel X lainnya dan $k = 1,2, \dots, p$. VIF yang lebih besar dari 10 menunjukkan multikolinearitas antara variabel-variabel prediktor.

2.3 Statistik Kemiskinan di Indonesia

Kemiskinan di Indonesia adalah permasalahan berat yang masih dihadapi oleh pemerintah. Kemiskinan selain dipengaruhi oleh dimensi ekonomi, juga berkaitan dengan berbagai dimensi antara lain dimensi sosial, budaya, sosial politik, lingkungan, kesehatan, pendidikan, agama, dan budi pekerti. Menelaah kemiskinan secara multidimensional sangat diperlukan untuk perumusan kebijakan pengentasan kemiskinan (Suryawati, 2005). Chambers dalam Suryawati (2005) mengatakan bahwa kemiskinan adalah suatu *integrated concept* yang memiliki lima dimensi, yaitu: 1) kemiskinan *(proper)*, 2) ketidakberdayaan *(powerless)*, 3) kerentanan menghadapi situasi darurat *(state emergency)*, 4) ketergantungan *(dependence)*, dan 5) keterasingan *(isolation)* baik secara geografis maupun sosiologis.

Kemiskinan jika dihubungkan dengan tingkat kesejahteraan dapat diartikan sebagai kurangnya akses terhadap sumber daya untuk memenuhi kebutuhan hidup. Kurangnya akses disini maksudnya adalah kurangnya pendapatan seseorang.

Menurut BPS dan Departemen Sosial (2002) kemiskinan adalah ketidakmampuan individu dalam memenuhi kebutuhan dasar minimal untuk hidup layak. Kemiskinan merupakan sebuah kondisi yang berada di bawah garis nilai standar kebutuhan minimum, baik untuk makanan dan non makanan, yang disebut garis kemiskinan (poverty line) atau batas kemiskinan (poverty threshold).

BPS mendefinisikan garis kemiskinan sebagai nilai rupiah yang harus dikeluarkan seseorang dalam sebulan agar dapat memenuhi kebutuhan dasar asupan kalori sebesar 2.100 kkal/hari per kapita (garis kemiskinan makanan) ditambah kebutuhan minimum non makanan yang merupakan kebutuhan dasar seseorang, yaitu papan, sandang, sekolah, dan transportasi serta kebutuhan individu dan rumahtangga dasar lainnya (garis kemiskinan non makanan) (Anuraga, 2013).

Menurut BPS (2012) kemiskinan secara konseptual dibedakan menurut kemiskinan relatif dan kemiskinan absolut, dimana perbedaannya terletak pada standar penilaiannya. Standar penilaian kemiskinan relatif merupakan standar kehidupan yang ditentukan dan ditetapkan secara subyektif oleh masyarakat setempat dan bersifat lokal serta mereka yang berada dibawah standar penilaian tersebut dikategorikan sebagai miskin secara relatif. Sedangkan standar penilaian kemiskinan secara absolut merupakan standar kehidupan minimum yang dibutuhkan untuk memenuhi kebutuhaan dasar yang diperlukan, baik makanan maupun non makanan.

Menurut Badan Pusat Statistik yang dikutip dari website Dinas Sosial dan Pemakaman Kota Batam (2014), ada 14 kriteria untuk menentukan keluarga/rumah tangga miskin, yaitu :

a. Luas bangunan tempat tinggal kurang dari 8 m^2 per orang.
b. Jenis lantai tempat tinggal terbuat dari tanah/bambu/kayu murahan.
c. Jenis dinding tempat tinggal dari bambu/rumbia/kayu berkualitas rendah/tembok tanpa diplester.
d. Tidak memiliki fasilitas buang air besar/bersama-sama dengan rumah tangga lain.
e. Sumber penerangan rumah tangga tidak menggunakan listrik.
f. Sumber air minum berasal dari sumur/mata air tidak terlindung/sungai/air hujan.

g. Bahan bakar untuk memasak sehari-hari adalah kayu bakar/arang/minyak tanah.
h. Hanya mengkonsumsi daging/susu/ayam satu kali dalam seminggu
i. Hanya membeli satu stel pakaian baru dalam setahun
j. Hanya sanggup makan hanya satu/dua kali dalam sehari.
k. Tidak sanggup membayar biaya pengobatan di puskesmas/poliklinik.
l. Sumber penghasilan kepala keluarga adalah petani dengan luas lahan 500 m^2, buruh tani, nelayan, buruh bangunan, buruh perkebunan, dan atau pekerjaan lainnya dengan pendapatan di bawah Rp. 600.000,- (Enam Ratus Ribu) per bulan.
m. Pendidikan tertinggi kepala keluarga: tidak bersekolah/tidak tamat SD/hanya SD.
n. Tidak memiliki tabungan/barang yang mudah dijual dengan nilai minimal Rp. 500.000,- (Lima Rus Ribu Rupiah), seperti sepeda motor kredit/non-kredit, emas, ternak, kapal motor, atau barang modal lainnya

Menurut hasil survei BPS bulan Maret 2014, penduduk miskin di perkotaan terbanyak berada di Pulau Bali dan Nusa Tenggara, sementara penduduk miskin di pedesaan terbanyak di Pulau Maluku dan Papua. Pulau Kalimantan merupakan pulau yang sedikit berpenduduk miskin.

Selama periode September 2013 hingga maret 2014 jumlah penduduk miskin di daerah perkotaan turun dari sekitar 10,68 juta orang menjadi sekitar 10,51 juta orang. Sementara masyarakat miskin di daerah pedesaan turun dari 17,92 juta orang menjadi sekitar 17,77 juta orang.

Menurut data Badan Pusat Statistik, pada bulan Maret 2015, jumlah penduduk miskin (penduduk dengan pengeluaran per kapita per bulan di bawah Garis Kemiskinan) di Indonesia mencapai 28,59 juta orang (11,22 %), bertambah sebesar 0,86 juta orang dibandingkan dengan kondisi September 2014 yang sebesar 27,73 juta orang (10,96 %).

Persentase penduduk miskin di daerah perkotaan pada September 2014 sebesar 8,16 persen, naik menjadi 8,29 persen pada Maret 2015. Sementara persentase penduduk miskin di daerah perdesaan naik dari 13,76 % pada September 2014 menjadi 14,21 % pada Maret 2015.

Selama periode September 2014–Maret 2015, jumlah penduduk miskin di daerah perkotaan naik sebanyak 0,29 juta orang (dari 10,36 juta orang pada September 2014 menjadi 10,65 juta orang pada Maret 2015), sementara di daerah perdesaan naik sebanyak 0,57 juta orang (dari 17,37 juta orang pada September 2014 menjadi 17,94 juta orang pada Maret 2015).

Peranan komoditi makanan terhadap Garis Kemiskinan jauh lebih besar dibandingkan peranan komoditi bukan makanan (perumahan, sandang, pendidikan, dan kesehatan). Komoditi makanan yang berpengaruh besar terhadap nilai garis kemiskinan di perkotaan dan pedesaan adalah beras, disusul telur ayam, daging ayam, mie instan, gula pasir, tempa dan tahu serta rokok.

Sumbangan Garis Kemiskinan Makanan terhadap Garis Kemiskinan pada Maret 2015 tercatat sebesar 73,23 %, kondisi ini tidak jauh berbeda dengan kondisi September 2014 yaitu sebesar 73,47 %.

Komoditi makanan yang berpengaruh besar terhadap nilai Garis Kemiskinan di perkotaan relatif sama dengan di perdesaan, diantaranya adalah beras, rokok kretek filter, telur ayam ras, daging ayam ras, mie instan, gula pasir, tempe, tahu, dan kopi. Sedangkan, untuk komoditi bukan makanan diantaranya adalah biaya perumahan, bensin, listrik, pendidikan, dan perlengkapan mandi.

Sementara komoditi bukan makanan, peranan terbesar diantaranya biaya perumahan, tarif dasar listrik, biaya pendidikan dan biaya untuk bahan bakar minyak atau BBM.

Salah satu indikator kemiskinan yang telah ditetapkan oleh Badan Pusat Statistika adalah indeks kedalaman kemiskinan. Indeks kedalaman kemiskinan (*Poverty Gap Index*-P1) merupakan ukuran rata-rata kesenjangan penyebaran pengeluaran masing-masing penduduk terhadap garis kemiskinan. Semakin tinggi nilai indeks, semakin jauh rata-rata pengeluaran penduduk dari garis kemiskinan. Foster-Greer-Thorbecke (1984) telah merumuskan suatu ukuran yang digunakan untuk mengukur indeks kedalaman kemiskinan sebagaimana ditulis oleh Permatasari (2013) yaitu:

$$P_1 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{r}\left[\frac{g - l_i}{g}\right] \tag{2.24}$$

Keterangan:

P_1= Nilai indeks kedalaman kemiskinan (Poverty Gap Index-P1)

g = Garis kemiskinan

l_i = Rata-rata pengeluaran perkapita sebulan penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan (i=1,2,...,r), l_i < g

r = Banyaknya penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan

n = Jumlah penduduk

Indikator yang digunakan untuk melihat dan mengukur kedalaman kemiskinan di Indonesia yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah :

1. Rata-rata lama sekolah

Rata-rata lama sekolah mengindikasikan makin tingginya pendidikan yang dicapai oleh masyarakat di suatu daerah. Semakin tinggi rata-rata lama sekolah berarti semakin tinggi jenjang pendidikan yang dijalani. Rata-rata lama sekolah yaitu jumlah tahun yang dihabiskan oleh penduduk usia 15 tahun ke atas di seluruh jenjang pendidikan formal yang pernah diikuti. Pemerintah telah mencanangkan program wajib belajar 9 tahun, dimana program wajib belajar dilaksanakan sampai tingkat SLTP.

2. Pengeluaran untuk keperluan non makanan

Persentase pengeluaran untuk keperluan makanan dari total pengeluaran dapat digunakan untuk melihat tingkat kesejahteraan suatu penduduk. Semakin besar pengeluaran untuk non makanan berarti pengeluaran untuk kebutuhan makanan sehari-hari menjadi semakin kecil. Besarnya alokasi anggaran untuk keperluan non makanan juga akan mempengaruhi besarnya alokasi anggaran yang disediakan untuk biaya kesehatan, pendidikan, dan selainnya.

3. Angka Melek Huruf

Angka Melek Huruf (dewasa) adalah proporsi seluruh penduduk berusia 15 tahun keatas yang dapat membaca dan menulis dalam huruf Latin atau lainnya (BPS, 2012). Dikatakan dapat membaca dan menulis apabila dapat membaca dan menulis dengan kata-kata/kalimat sederhana dalam aksara tertentu yaitu huruf latin atau aksara lainnya.

4. Persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin

Persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin menunjukkan lemahnya tinggat ekonomi masyarakat karena keterbatasan dana untuk membeli beras yang berkualitas lebih baik.

5. Fasilitas air bersih

Rumah tangga pengguna air bersih adalah persentase rumah tangga yang menggunakan air minum yang berasal dari air mineral, air leding/PAM, pompa air, sumur atau mata air terlindung dengan jarak penampungan lebih dari 10 meter (BPS, 2012).

6. Angka Harapan Hidup

Angka harapan hidup pada waktu lahir adalah suatu perkiraan rata-rata lamanya hidup sejak lahir yang akan dicapai oleh suatu penduduk. Pembangunan program kesehatan dan pembanagunan sosial ekonomi dapat dilihat dari angka harapan hidup penduduk suatu negara.

LAMPIRAN

Lampiran 1 : Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM

```
function output = gmm_panel( id, time, y, X, method , gmmopt);
% catatan  :
% Untuk menjalankan program ini membutuhkan toolbox tambahan
berupa :
% - GMM dan MINZ Toolbox (Michael T. Cliff)
% - Econometrucs Toolbox (James LeSage)
% - Panel Data Toolbox (Inmaculada C. Álvarez, Javier Barbero,
José L. Zofío)

% input
% - method :
%    'ce' = common effect
%    'fe' = fixed effect
%    're' = random effect
% - gmmopt (berasal dari code matlab GMM buatan Michael T. Cliff)

%contoh penggunaan :
%-----------------------------------------------------------------
%clear gmmopt
%gmmopt.infoz.momt='lingmmm';
%gmmopt.infoz.jake='lingmmj';
%gmmopt.infoz.hess='lingmmh';
%gmmopt.S='W';
%output = gmm_panel( id, time, y, X, 'fe' , gmmopt);
%-----------------------------------------------------------------



% apakah data panel balanced atau unbalanced?
[ isBalanced, idx, n, T, Tid, Tmean, Thmean] = isbalancedpanel(
id, time );

% urutkan variabel
id = id(idx);
time = time(idx);
y = y(idx,:);
X = X(idx,:);



N=size(y,1);
k = size(X,2);
```

Lampiran 1 : Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM (lanjutan)

```
%pemilihan metode
switch method
    case 'ce'
        %common effect
        X = [X ones(N,1)];
        ytr = y;
        Xtr = X;
        resdf = N-k;

    case 'fe'
        %fixed effect
        ytr = y - groupmeans(id,y,'replicate',1);
        Xtr = X - groupmeans(id,X,'replicate',1);
        resdf = (N-n)-k;

    case 're'
        %random effect
        tinvariant = istinvariant(id,X);
        % cari sigma2_v dari residual 'fe'
            Xfe1=X(:,~tinvariant);
            Xtrfe = Xfe1 - groupmeans(id,Xfe1,'replicate',1);
            ytrfe = y - groupmeans(id,y,'replicate',1);
            resdf_fe1 = (N-n)-k;
            coef_fe = (Xtrfe'*Xtrfe)\Xtrfe'*ytrfe;
            yhattr_fe1 = Xtrfe*coef_fe;
            yhat_fe1 = Xfe1*coef_fe;
            res_fe1 = ytrfe - yhattr_fe1;
            resvar_fe1 = (res_fe1'*res_fe1) ./ resdf_fe1;
            sigma2_v = resvar_fe1;

        % cari sigma2_1
            Xbe1=X(:,~tinvariant);
            Xtrbe = groupmeans(id,Xbe1);
            ytrbe = groupmeans(id,y);
            coef_be = (Xtrbe'*Xtrbe)\Xtrbe'*ytrbe;
            resdf_be1 = (N-n)-k;
            yhattr_be1 = Xtrbe*coef_be;
            yhat_be1 = Xbe1*coef_be;
            res_be1 = ytrbe - yhattr_be1;
            resvar_be1 = (res_be1'*res_be1) ./ resdf_be1;
            sigma2_1 = resvar_be1;
```

Lampiran 1 : Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM (lanjutan)

```
    % sigma2_u and rho_var
            if isBalanced
                sigma2_mu = (sigma2_1 - sigma2_v/T);
            else
                sigma2_mu = (sigma2_1 - sigma2_v/Thmean);
            end
            % correct sigma2_mu if < 0
            if sigma2_mu <= 0
                sigma2_mu = 0;
            end
            rho_mu = sigma2_mu / (sigma2_mu + sigma2_v);

            % Theta
            if isBalanced
                theta = 1 - sqrt(sigma2_v./(T*sigma2_mu + 
sigma2_v));
            else
                % Tid_g = repelem(Tid,Tid,1);
                Tid_g = replicate_elements(Tid,Tid);
                theta = 1 - sqrt(sigma2_v./(Tid_g.*sigma2_mu + 
sigma2_v));
            end

            % Add constant term
            X = [X ones(N,1)];

            % Random effects transformation
            if isBalanced
                ytr = y - theta * groupmeans(id,y,'replicate',1);
                Xtr = X - theta * groupmeans(id,X,'replicate',1);
            else
                ytr = y - repmat(theta,1,N) * 
groupmeans(id,y,'replicate',1);
                Xtr = X - repmat(theta,1,N) * 
groupmeans(id,X,'replicate',1);
            end

            resdf = N-k;
end
bu=zeros(size(Xtr,2),1); %parameter awal
output=gmm(bu,gmmopt,ytr,Xtr,Xtr);
end
```

Lampiran 1 : Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM (lanjutan)

```
    % Compute estimates
     coef = output.b;
     % Fitted values
     yhattr = Xtr*coef;
     yhat = X*coef;
     % Residuals
     res = ytr - yhattr;
     % Inverse of Xtr'Xtr
     invXtrXtr = ((Xtr'*Xtr)\eye(k));
     % Residual variance
     resvar = (res'*res) ./ resdf;
     % Covariance matrix
     varcoef = resvar * invXtrXtr;
      % Standard errors
     stderr = sqrt(diag(varcoef));
      % Standard errors
     stderr = sqrt(diag(varcoef));
      % Goodness of fit
      adjr2_correction = (N - 1) ./ (resdf);
      ESS = res' * res;
      TSS = ((y-mean(y))'*(y-mean(y)));
      RSS = TSS - ESS;
      r2 = 1 - ((res' * res) ./ ((y-mean(y))'*(y-mean(y))));
      adjr2 = 1 - adjr2_correction .* (1 - r2);
      AIC = 2*k + N*log(ESS/N);
      AICc = AIC + 2*k*(k+1)/(N-k-1);
      Fhit = (RSS/(N-k-1))/(ESS/(N-1));
      % save estimation
     output.isBalanced = isBalanced;
     output.coef = coef;
     output.varcoef = varcoef;
     output.stderr = stderr;
     output.yhat = yhat;
     output.yhattr = yhattr;
     output.res = res;
     output.resvar = resvar;
     output.resdf = resdf;
     output.N = N; output.k = k; output.n = n; output.T = T;
     output.Tid = Tid;output.Tmean = Tmean; output.Thmean= Thmean;
     output.RSS = RSS; output.ESS = ESS; output.TSS = TSS;
     output.adjr2_correction = adjr2_correction;
     output.r2 = r2;
     output.adjr2 = adjr2;
     output.AIC = AIC;
     output.AICc = AICc;
     output.MSE = (res' * res)/N;
     output.Fhit = Fhit;
end
```

Lampiran 1 : Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM (lanjutan)

```
%program pendukung
function [ isBalanced, idx, n, T, Tid, Tmean, Thmean] =
isbalancedpanel( id, time )
%   Copyright 2013-2015 Inmaculada C. Álvarez, Javier Barbero,
José L. Zofío
    id_uniq = unique(id);
    time_uniq = unique(time);
    idt = [id time];
    if size(idt,1) ~= size(unique(idt,'rows'))
        error('Multiple observations with same id and time');
    end
    [~, idx] = sortrows(idt,[1 2]);
    n = length(id_uniq);
    T = length(time_uniq);
    N = size(idt,1);

    % Check balanced
    if N == (n * T)
        isBalanced = 1;
        Tid = (T*ones(n,1));
        Tmean = T;
        Thmean = T;
    else
        isBalanced = 0;
        % Compute number of time periods per ID
        %Tid = nan(n,1);
        %{
        for i=1:n
            Tid(i,1) = sum(id==i);
        end
        %}
        Tid = accumarray(id,id,[],@(j) size(j,1),NaN) ;

        % Compute mean and harmonic mean
        Tmean = mean(Tid);
        Thmean = n ./ sum(1./Tid);
    end

end
```

Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM (lanjutan)

```
%   program pendukung
function [ means ] = groupmeans( id, X, varargin )
%   Copyright 2013-2015 Inmaculada C. Álvarez, Javier Barbero, 
José L. Zofío

    p = inputParser;
    if verLessThan('matlab', '8.2')
        addPar = @(v1,v2,v3,v4) addParamValue(v1,v2,v3,v4);
    else
        addPar = @(v1,v2,v3,v4) addParameter(v1,v2,v3,v4);
    end
    addPar(p,'replicate',0,@(x) isnumeric(x));
    p.parse(varargin{:})
    options = p.Results;

    if size(X,2) == 1
        means = accumarray(id,X,[],@mean,NaN);
    else
        % X is a matrix
        means = cell2mat(arrayfun(@(j) 
accumarray(id,X(:,j),[],@mean,NaN),1:size(X,2),'UniformOutput',
false));
    end

    % Remove NaNs rows if there are NaNs in all columns.
    means(all(isnan(means),2),:) = [];

    % Replicate elements
    if options.replicate
        % Get Tid for each id
        Tid = accumarray(id,id,[],@(j) size(j,1),NaN);

        % Remove NaNs that appear if there are jumps in id's
        Tid(isnan(Tid)) = [];

        % Replicate
        means = replicate_elements(means,Tid);
    end

end
```

Syntax matlab untuk regresi data panel dengan GMM (lanjutan)

```
%   program pendukung
function [ isti, diff ] = istinvariant( id,  X, tol )
%   Copyright 2013-2015 Inmaculada C. Álvarez, Javier Barbero,
José L. Zofío

    % Default tolerance
    if nargin < 4
        tol = 1e-10;
    end

    % Compute group means and replicate for all observations
    Xbar = groupmeans(id,X,'replicate',1);

    % Substract means
    diff = X - Xbar;

    % Check if all are zero
    isti = all(abs(diff) < tol);

end

function [ Xrep ] = replicate_elements( X, Tid )
%   Copyright 2013-2015 Inmaculada C. Álvarez, Javier Barbero,
José L. Zofío
    if ~verLessThan('matlab', '8.5')
        % Use the new built in function 'repelem'
        Xrep = repelem(X,Tid,1);
    else
        % Before R2015a (no 'repelem' function')
        k = size(X,2);
        Xrep = nan(sum(Tid),k);
        pos = 1;
        for i=1:length(Tid)
            Xrep(pos:pos+Tid(i)-1,1:k) =
repmat(X(i,1:k),Tid(i),1);
            pos = pos+Tid(i);
        end
    end

end
```

```
function [F p]=gmm_chow(ce,fe);
N=fe.N;
n=fe.n;
k=fe.k;
F = ((ce.ESS-fe.ESS)/(n-1))/(fe.ESS/N-n-k)
p = 1-fdist(F,n-1,N-n-k)

function [LM p]=gmm_LM(ce,re);
N=ce.N;
n=ce.n;
k=ce.k;
T=ce.T;
aa=zeros(T,1);
for j=min(unique(time)):max(unique(time))
aa(j,1)=sum(ce.res(time==j))^2;
end
LM_a=sum(aa);
LM = (n*T/(2*(T-1)))*((LM_a/(ce.res'*ce.res))-1)^2
p = 1-chi2dist(LM,1)


function [H p] = gmm_hausman(fe,re);
ktest=min(size(fe.b,1),size(re.b,1));
coefA = fe.b(1:ktest);
coefB = re.b(1:ktest);
varcoefA = fe.varcoef(1:ktest,1:ktest);
varcoefB = re.varcoef(1:ktest,1:ktest);

H = (coefA - coefB)' * ((varcoefA - varcoefB)\eye(ktest)) *
(coefA - coefB)
df = ktest;
p = 1 - chi2dist(H, df)
```

LAMPIRAN 2 : Syntax matlab GMM (Dari Toolbox GMM Michael T Cliff, 2003)

```
function [gmmout, gmmopt]=gmm(b,gmmopt,Y,X,Z,Win)
% PURPOSE: Estimate model parameters using GMM
% USAGE: [gmmout, gmmopt]=gmm(b,gmmopt,Y,X,Z,Win)
% b  Vector of starting values for parameters
% gmmopt  structure of gmm options
[default]
%   gmmopt.infoz   Nested structure of infoz needed in MINZ
%   gmmopt.infoz.momt  Filename of moment conditions            REQUIRED
%   gmmopt.infoz.jake  Filename of Jacobian of moment cond      ['numz']
%   gmmopt.infoz.hess  Hessian updating (see gmmS function)     ['gn']
%
%   gmmopt.gmmit  Number of GMM iterations (NaN is iterated)    [2]
%   gmmopt.maxit  Cap on number of GMM iterations       [25]
%   gmmopt.tol    Convergence criteria for iter. GMM        [1e-7]
%   gmmopt.W0     Initial GMM weighting matrix          ['Z']
%   'I' = Identity, 'Z' = Instruments (Z'Z), 'C' = Calculate from b,
%       'Win' = Fixed passed as Win, myfile = user's own m-file
%   gmmopt.W      Subsequent GMM Weighting Matrix               ['S']
%       'S' = inverse Spectral Density from gmmS
%       myfile = user's m-file name
%   gmmopt.S      Type of Spectral Density matrix       ['NW']
%   'W'=White, 'NW'=Newey-West (Bartlett), 'G'=Gallant (Parzen)
%   'H'=Hansen (Truncated), 'AM'=Andrews-Monahan, 'P'=Plain (OLS)
%   myfile = user's m-file
%   gmmopt.aminfo structure if gmmopt.S='AM'.   See ANDMON.M
%   gmmopt.lags   Lags used in truncated kernel for S
[nobs^(1/3)]
%   gmmopt.wtvec  User-provided vector of wts for truncated kernel
%   gmmopt.Strim  Contols demeaning of moments in calc of S [1]
%   0 = none, 1 = demean e, 2 = demean Z'e
%   gmmopt.Slast  1 to recalc S at final param est. 2 updates W [1]
%   gmmopt.null   Vector of null hypotheses for t-stats     [0]
%   gmmopt.prt    Fid for printing (0=none,1=screen,else file)  [1]
%   gmmopt.plot   1 does some plots, else suppress      [1]
%   gmmopt.vname  Optional k-vector of parameter names
% Y  "Dependent" variables
% X  "Independent" variables
% Z  Instruments (can be same as X)
% See Also:
%   gmmS.m     more info on the spectral density matrix
%   hessz.m    more info on Hessian methods
% RETURNS:
% gmmout  results structure
%  gmmout.f     function value
%  gmmout.J     chi-square stat for model fit
%  gmmout.p     p-value for model fit
%  gmmout.b     coefficient estimates
%  gmmout.se    standard errors for each parameter
%  gmmout.bcov  cov matrix of parameter estimates
%  gmmout.t     t-stats for parms = null
%  gmmout.pb    p-values for coefficients
%  gmmout.m     moments
%  gmmout.mse   standard errors of moments
%  gmmout.varm  covariance matrix of moments
%  gmmout.mt    t-stats for moments = 0
%  gmmout.mp    p-vals for moments
%  gmmout.nobs  number of observations
%  gmmout.north number of orthogonality conditions
%  gmmout.neq   number of equations
```

LAMPIRAN 2 : Syntax matlab GMM (Dari Toolbox GMM Michael T Cliff, 2003) (Lanjutan)

```
if ~isstruct(gmmopt)
  error('GMM options should be in a structure variable');
end;
nobs = rows(Y);
nz = cols(Z);
k = rows(b);
% --- Basic Iterations, etc if ~isfield(gmmopt,'gmmit'),
gmmopt.gmmit = 2;        end
if ~isfield(gmmopt,'maxit'),    gmmopt.maxit = 25;      end
if ~isfield(gmmopt,'tol'),  gmmopt.tol   = 1e-7;        end
if ~isfield(gmmopt,'lags'), gmmopt.lags = floor(nobs^(1/3));end
if ~isfield(gmmopt,'null'), gmmopt.null  = zeros(k,1);  end
% --- File references and Optimization Options
if ~isfield(gmmopt.infoz,'momt'),
  error('I Need Some Moment Conditions')
else
  momt = fcnchk(gmmopt.infoz.momt);
  m = feval(momt,b,gmmopt.infoz,[],Y,X,Z);
  north = rows(m);
  if north < k
    error(sprintf('Model is not Identified. %1d moments, %1d
parms',north,k));
  end
end
if ~isfield(gmmopt.infoz,'jake'),  gmmopt.infoz.jake='numz';
end
if ~isfield(gmmopt.infoz,'hess'),  gmmopt.infoz.hess = 'gn';
end
if ~isfield(gmmopt.infoz,'maxit'), gmmopt.infoz.maxit = 100;
end
if (~isfield(gmmopt.infoz,'lambda') &
strcmp(gmmopt.infoz.hess,'marq'))
  gmmopt.infoz.lambda = .01;
end
if ~isfield(gmmopt,'W'),    gmmopt.W = 'S';     end
if ~isfield(gmmopt,'Slast'),    gmmopt.Slast=1;     end
if ~isfield(gmmopt,'W0'),   gmmopt.W0 = 'Z';    end
if ~isfield(gmmopt,'S'),    gmmopt.S = 'NW';    end
if ~isfield(gmmopt,'Strim'),    gmmopt.Strim = 1;   end
if strcmp(gmmopt.S,'AM')
  if ~isfield(gmmopt,'aminfo'), gmmopt.aminfo.p = 1; end
  if ~isfield(gmmopt.aminfo,'kernel'), gmmopt.aminfo.kernel =
'QS'; end
  if ~isfield(gmmopt.aminfo,'p'), gmmopt.aminfo.p = 1; end
  if ~isfield(gmmopt.aminfo,'q'), gmmopt.aminfo.q = 0; end
  if ~isfield(gmmopt.aminfo,'vardum'), gmmopt.aminfo.vardum = 0;
end
  if ~isfield(gmmopt.aminfo,'nowhite'), gmmopt.aminfo.nowhite =
0; end
end
```

LAMPIRAN 2 : Syntax matlab GMM (Dari Toolbox GMM Michael T Cliff, 2003) (Lanjutan)

```
%   LOOP FOR ITGMM
if isnan(gmmopt.gmmit)
  maxiter = gmmopt.maxit;
  loopdum = 1;
else
  maxiter = gmmopt.gmmit;
  loopdum = 0;
end

bold = b;
of = 1/eps;          % Initialize objective function
Wuse = gmmopt.W0;        % Initialize Weighting Matrix choice
ithist = [];             % Store history of MINZ iterations
i = 1;

% --- Do the Loop -----------------------------------------------
---
while i <= maxiter
  if i == 1                 % Mod 5/11/01 to fix sub-optimal W
    Wuse = gmmopt.W0;
  else
    Wuse = gmmopt.W;
  end
  gmmopt.i = i;
  fprintf(gmmopt.prt,[blanks(20) 'STARTING GMM ITERATION
%2d\n'],i);
% --- Determine the Weighting Matrix ----
  if strmatch(Wuse,strvcat('I','Z','S','C'),'exact')
    if
strmatch(gmmopt.S,strvcat('P','W','NW','G','H','AM'),'exact')
      [S,eflag,gmmopt] = gmmS(b,gmmopt,Y,X,Z);
      gmmout.eflag = max(gmmout.eflag,eflag);
      if eflag == 1
    gmmopt.S = 'NW';
    gmmopt.lags = min(gmmopt.lags,floor(nobs^(1/3)));
    S = gmmS(b,gmmopt,Y,X,Z);
    fprintf(gmmopt.prt,'Switching to Newey-West (%d lags)\n',...
        gmmopt.lags);
      end
    else
      S = feval(fcnchk(gmmopt.S),b,gmmopt.infoz,Y,X,Z);
    end
    W = S\eye(north);
  else
% --- Next little bit is new for suboptimal W     if
strcmp(Wuse,'Win')
      W = Win;
    else
      W = feval(fcnchk(Wuse),b,gmmopt,Y,X,Z);
    end
  end
```

LAMPIRAN 2 : Syntax matlab GMM (Dari Toolbox GMM Michael T Cliff, 2003) (Lanjutan)

```
% --- Calculate Covariance matrices -----------------------------
---
term = (M'*W*M)\eye(k);
bcov = term*(M'*W*S*W*M)*term/nobs; % Cov(b)
term = (eye(north) - M*term*M'*W);
varm = term*S*term'/nobs;       % Cov(m)

% --- The J-stat
if strcmp(Wuse,'S')
  gmmout.J = nobs*stat.f;       % T x Obj Function from min
else
  gmmout.J = nobs*m'*pinv(nobs*varm)*m; % Sub-optimal W, Cov(m)
singular
end

% --- Assign Results to output structure
gmmout.m = m;                   gmmout.M = M;
if north > k
  gmmout.mse = diag(sqrt(varm));
  gmmout.mt = gmmout.m./gmmout.mse;
  gmmout.mp = stdn_prb(gmmout.mt);
end
gmmout.nobs = nobs;     gmmout.north = north;
gmmout.neq = north/nz;      gmmout.nvar = k;
gmmout.nz = nz;
gmmout.null = gmmopt.null;  gmmout.df = north - k;
gmmout.b = b;
gmmout.bcov = bcov;     gmmout.varm = varm;
gmmout.se = sqrt(diag(bcov));   gmmout.t = (b-
gmmopt.null)./gmmout.se;
gmmout.f = stat.f;              gmmout.p = 1 -
chi2cdf(gmmout.J,north-k);
gmmout.pb = stdn_prb(gmmout.t);
gmmout.W = W;           gmmout.S = S;
gmmout.stat = stat;     gmmout.ithist = ithist;

%   PRINT THE OUTPUT

if isfield(gmmopt.infoz,'ftol')          % This checks if
  gmmout.ftol = gmmopt.infoz.ftol;       % moments = 0 for
else                            % Just-identified model
  gmmout.ftol = 1e-7;
end
gmmout.hprt = 0; gmmout.eprt = 0;
if gmmopt.prt ~= 0
  gmmout.eprt = 1;
  prt_gmm(gmmout,gmmopt.vname,gmmopt.prt)
end
gmmout = rmfield(gmmout,'ftol');
```

Lampiran 3 : Output GMM Panel Common Effect

GMM model Regresi Common Effect

```
==============================================================
                     GMM ESTIMATION PROGRAM
==============================================================

 7 Parameters, 7 Moment Conditions
 1 Equation Model, 7 Instruments
 2418 Observations
 2 Passes, Max., 100 Iterations/Pass
 Search Direction:          User's Hessian (lingmmh)
 Derivatives:               Analytical (lingmmj)
 Initial Weighting Matrix: inv(Z'Z)
 Weighting Matrix:          Optimal
 Spectral Density Matrix:  White


                   STARTING GMM ITERATION  1
  Weights Attached to Moments
        Moment 1   Moment 2   Moment 3   Moment 4   Moment 5   Moment 6
Var1      1.0000     0.0000    -0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000
Var2      0.0000     1.0000    -0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000
Var3      0.0000     0.0000     1.0000    -0.0000    -0.0000    -0.0000
Var4     -0.0000    -0.0000     0.0000     1.0000     0.0000     0.0000
Var5     -0.0000     0.0000     0.0000     0.0000     1.0000     0.0000
Var6     -0.0000     0.0000     0.0000     0.0000    -0.0000     1.0000
Var7      0.0000    -0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000    -0.0000

       Moment 7
Var1     0.0000
Var2     0.0000
Var3     0.0000
Var4    -0.0000
Var5    -0.0000
Var6    -0.0000
Var7     1.0000
 --------------------------------------------------------------

        ITER      cond(H)   *    Step               Obj Fcn
         1      3.97e+003    1.000000     0.0000000000
         2      3.97e+003    1.000000     0.0000000000
         3      3.97e+003    1.000000     0.0000000000
         4      3.97e+003    1.000000     0.0000000000
         5      3.97e+003    0.478297     0.0000000000
         6      3.97e+003    0.656100     0.0000000000
         7      3.97e+003    0.047101     0.0000000000
         8      3.97e+003    0.016423     0.0000000000
         9      3.97e+003    0.098477     0.0000000000
        10      3.97e+003    0.003381     0.0000000000
```

```
 CONVERGENCE CRITERIA MET: Change in Objective Function
         Var1     Var2      Var3     Var4      Var5      Var6      Var7
b1    -0.2091   0.0066   -0.0696   0.0068   -0.0110   -0.1192   18.8573

                 STARTING GMM ITERATION  2
 Weights Attached to Moments
      Moment 1   Moment 2   Moment 3   Moment 4   Moment 5   Moment 6
Var1     -0.0141     0.0010     0.0002    -0.0001    -0.0022    -0.0148
Var2     -0.0052    -0.0008    -0.0001    -0.0001    -0.0023    -0.0143
Var3     -0.0052     0.0013    -0.0005    -0.0001    -0.0023    -0.0148
Var4     -0.0016     0.0018    -0.0003    -0.0012    -0.0026    -0.0147
Var5     -0.0025     0.0002     0.0002    -0.0000    -0.0044    -0.0146
Var6     -0.0046     0.0012    -0.0003    -0.0001    -0.0021    -0.0152
Var7     -0.0053     0.0014    -0.0003    -0.0002    -0.0024    -0.0152

       Moment 7
Var1     1.0300
Var2     1.0228
Var3     1.0217
Var4     1.0186
Var5     1.0211
Var6     1.0211
Var7     1.0218
 --------------------------------------------------------------

       ITER      cond(H)  *    Step               Obj Fcn
        1      5.39e+003    0.071790     0.0000000000
        2      5.39e+003    0.010775     0.0000000000
 CONVERGENCE CRITERIA MET: Change in Objective Function

          EVALUATING S at FINAL PARAMETER ESTIMATES

 ------------------  GMM PARAMETER ESTIMATES  -----------------
 Parameter          Coeff    Std Err    Null   t-stat    p-val
 parameter 1    -0.209128   0.048419   0.00    -4.32   0.0000
 parameter 2     0.006552   0.011614   0.00     0.56   0.5726
 parameter 3    -0.069640   0.008296   0.00    -8.39   0.0000
 parameter 4     0.006825   0.002594   0.00     2.63   0.0085
 parameter 5    -0.010974   0.002400   0.00    -4.57   0.0000
 parameter 6    -0.119195   0.017241   0.00    -6.91   0.0000
 parameter 7    18.857270   1.275928   0.00    14.78   0.0000

==============================================================
```

Lampiran 4 : Output GMM Panel Fixed Effect

GMM model Regresi Fixed Effect

```
==============================================================
                    GMM ESTIMATION PROGRAM
 ==============================================================

 6 Parameters, 6 Moment Conditions
 1 Equation Model, 6 Instruments
 2418 Observations
 2 Passes, Max., 100 Iterations/Pass
 Search Direction:         User's Hessian (lingmmh)
 Derivatives:              Analytical (lingmmj)
 Initial Weighting Matrix: inv(Z'Z)
 Weighting Matrix:         Optimal
 Spectral Density Matrix:  White


                  STARTING GMM ITERATION  1
  Weights Attached to Moments
        Moment 1   Moment 2   Moment 3   Moment 4   Moment 5   Moment 6
Var1      1.0000     0.0000     0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000
Var2      0.0000     1.0000    -0.0000    -0.0000    -0.0000    -0.0000
Var3      0.0000    -0.0000     1.0000     0.0000    -0.0000    -0.0000
Var4     -0.0000     0.0000    -0.0000     1.0000     0.0000     0.0000
Var5      0.0000    -0.0000     0.0000     0.0000     1.0000     0.0000
Var6     -0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000     0.0000     1.0000

Line Minimization Using STEP2.M
Ill-Conditioning Tolerance Set to 1000
Parameter Convergence Tolerance Set to 1e-4
Objective Function Convergence Tolerance Set to 1e-7
Gradient Convergence Tolerance Set to 1e-7

 --------------------------------------------------------------


        ITER      cond(H)  *    Step                Obj Fcn
         1      2.73e+001    1.000000     0.0000000000
         2      2.73e+001    1.000000     0.0000000000
         3      2.73e+001    0.531441     0.0000000000
  CONVERGENCE CRITERIA MET: Change in Objective Function
          Var1     Var2      Var3     Var4      Var5      Var6
 b1    -0.6156   0.0503   -0.0122   0.0059   -0.0038   -0.0799

                  STARTING GMM ITERATION  2
  Weights Attached to Moments
        Moment 1   Moment 2   Moment 3   Moment 4   Moment 5   Moment 6
Var1      1.0464     0.0038    -0.0484    -0.0129    -0.0043     0.0153
Var2      0.5841     0.5336    -0.0456    -0.0287    -0.0185    -0.0249
Var3      0.1340     0.0383     0.3405    -0.0516    -0.0292     0.5680
Var4      1.1186     0.1135    -0.0021    -0.1978    -0.0189    -0.0133
Var5      2.0468    -5.4801    -3.2653    -0.5589    13.9145    -5.6571
```

```
Var6      0.1224    -0.0155     0.0183    -0.0079    -0.0102     0.8929


 -------------------------------------------------------------

       ITER      cond(H)  *    Step              Obj Fcn
        1      2.86e+001    0.531441     0.0000000000
        2      2.86e+001    0.531441     0.0000000000
  CONVERGENCE CRITERIA MET: Change in Objective Function

            EVALUATING S at FINAL PARAMETER ESTIMATES

  ------------------  GMM PARAMETER ESTIMATES  -----------------
  Parameter          Coeff    Std Err   Null   t-stat    p-val
  parameter 1    -0.615622   0.055594   0.00   -11.07   0.0000
  parameter 2     0.050343   0.013093   0.00     3.84   0.0001
  parameter 3    -0.012195   0.011966   0.00    -1.02   0.3081
  parameter 4     0.005867   0.002689   0.00     2.18   0.0291
  parameter 5    -0.003804   0.002384   0.00    -1.60   0.1105
  parameter 6    -0.079856   0.021342   0.00    -3.74   0.0002

 ==============================================================
```

Lampiran 5 : Output GMM Panel Random Effect

GMM model Regresi Random Effect

```
===============================================================
                      GMM ESTIMATION PROGRAM
 ===============================================================

 7 Parameters, 7 Moment Conditions
 1 Equation Model, 7 Instruments
 2418 Observations
 2 Passes, Max., 100 Iterations/Pass
 Search Direction:          User's Hessian (lingmmh)
 Derivatives:               Analytical (lingmmj)
 Initial Weighting Matrix: inv(Z'Z)
 Weighting Matrix:          Optimal
 Spectral Density Matrix:  White


                   STARTING GMM ITERATION  1
  Weights Attached to Moments
        Moment 1   Moment 2   Moment 3   Moment 4   Moment 5   Moment 6
Var1      1.0000    -0.0000    -0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000
Var2      0.0000     1.0000    -0.0000    -0.0000     0.0000    -0.0000
Var3     -0.0000     0.0000     1.0000     0.0000    -0.0000     0.0000
Var4     -0.0000     0.0000     0.0000     1.0000    -0.0000     0.0000
Var5      0.0000    -0.0000    -0.0000    -0.0000     1.0000    -0.0000
Var6     -0.0000     0.0000     0.0000     0.0000    -0.0000     1.0000
Var7     -0.0000     0.0000     0.0000     0.0000    -0.0000     0.0000

       Moment 7
Var1     0.0000
Var2     0.0000
Var3    -0.0000
Var4    -0.0000
Var5     0.0000
Var6    -0.0000
Var7     1.0000

 ---------------------------------------------------------------

        ITER      cond(H)  *    Step                Obj Fcn
         1      7.33e+005    1.000000     0.0000000000
         2      7.33e+005    1.000000     0.0000000000
         3      7.33e+005    1.000000     0.0000000000
         4      7.33e+005    0.810000     0.0000000000
         5      7.33e+005    0.810000     0.0000000000
         6      7.33e+005    1.000000     0.0000000000
         7      7.33e+005    0.030903     0.0000000000
         8      7.33e+005    1.000000     0.0000000000
         9      7.33e+005    0.000069     0.0000000000
  CONVERGENCE CRITERIA MET: Change in Objective Function
          Var1     Var2      Var3     Var4      Var5      Var6      Var7
```

```
 b1    -0.2092   0.0065   -0.0695   0.0068   -0.0110   -0.1192   18.8450

                   STARTING GMM ITERATION  2
  Weights Attached to Moments
        Moment 1   Moment 2   Moment 3   Moment 4   Moment 5   Moment 6
Var1     -0.0045     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0136
Var2     -0.0046     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0136
Var3     -0.0046     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0136
Var4     -0.0046     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0136
Var5     -0.0046     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0136
Var6     -0.0046     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0135
Var7     -0.0046     0.0010    -0.0000    -0.0001    -0.0020    -0.0135

       Moment 7
Var1     1.0192
Var2     1.0193
Var3     1.0193
Var4     1.0193
Var5     1.0193
Var6     1.0193
Var7     1.0193
 ---------------------------------------------------------------

        ITER      cond(H)  *    Step                 Obj Fcn
         1      9.77e+005    0.000069     0.0000000000
         2      9.77e+005    0.000069     0.0000000000
  CONVERGENCE CRITERIA MET: Change in Objective Function

            EVALUATING S at FINAL PARAMETER ESTIMATES

  ------------------  GMM PARAMETER ESTIMATES  -----------------
  Parameter           Coeff    Std Err    Null   t-stat    p-val
  parameter 1    -0.209230   0.048393   0.00    -4.32   0.0000
  parameter 2     0.006535   0.011615   0.00     0.56   0.5737
  parameter 3    -0.069520   0.008337   0.00    -8.34   0.0000
  parameter 4     0.006840   0.002597   0.00     2.63   0.0084
  parameter 5    -0.010960   0.002405   0.00    -4.56   0.0000
  parameter 6    -0.119178   0.017242   0.00    -6.91   0.0000
  parameter 7    18.845024   1.264213   0.00    14.91   0.0000

 ===============================================================
```

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil dari hasil pendataan Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) untuk tahun 2008-2012 yang dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang dikumpulkan antara lain menyangkut semua indikator yang termasuk ke dalam indikator kesehatan, SDM, dan ekonomi.

3.2 Identifikasi Variabel

Variabel dalam penelitian ini terdiri atas atas tiga variabel laten endogen (Kemiskinan, Ekonomi, SDM) dan satu variabel laten eksogen (Kesehatan). Dengan observasi adalah pada tahun 2008 terdiri dari 456 Kabupaten/Kota, tahun 2009 terdiri dari 471 Kabupaten/Kota, sedangkan tahun 2010 sampai 2012 terdiri dari 497 Kabupaten/Kota di Indonesia.

Definisi operasional dari masing-masing variabel akan dipaparkan sebagai berikut :

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No	
1	Indeks kedalaman kemiskinan (Y)
2	Rata-rata lama sekolah (X_1)
3	Persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan (X_2)
4	Angka Melek Huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3)
5	Persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4)
6	Persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5)
7	Angka harapan hidup (X_6)

Struktur data dari penelitian berikut adalah sebagai berikut :

Tabel 3.2 Stuktur Data Penelitian

Persentase penduduk miskin **(Y_t)**	Tahun (t)	**(X_{1it})**	**(X_{1it})**		**(X_{pit})**
$y_{1,1}$	2008	$x_{1,1,1}$	$x_{2,1,1}$	$\cdots$	$x_{p,1,1}$
$y_{2,1}$	2008	$x_{1,2,1}$	$x_{2,2,1}$	$\cdots$	$x_{p,2,1}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_{n,1}$	2008	$x_{1,n,1}$	$x_{2,n,1}$	$\cdots$	$x_{p,n,1}$
$y_{1,2}$	2009	$x_{1,1,2}$	$x_{2,1,2}$	$\cdots$	$x_{p,1,2}$
$y_{2,2}$	2009	$x_{1,2,2}$	$x_{2,2,2}$	$\cdots$	$x_{p,2,2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_{n,2}$	2009	$x_{1,n,1}$	$x_{2,n,2}$	$\cdots$	$x_{p,n,2}$
$\vdots$ $\vdots$	$\vdots$ $\vdots$	$\vdots$ $\vdots$	$\vdots$ $\vdots$		$\vdots$ $\vdots$
$y_{1,T}$	2012	$x_{1,1,T}$	$x_{2,1,T}$	$\cdots$	$x_{p,1,T}$
$y_{2,T}$	2012	$x_{1,2,T}$	$x_{2,2,T}$	$\cdots$	$x_{p,2,T}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_{n,T}$	2012	$x_{1,n,T}$	$x_{2,n,T}$	$\cdots$	$x_{p,n,T}$

3.3 Langkah-langkah Penelitian

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Membuat deskriptif dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian.
2. Memodelkan regresi data longitudinal dengan model *Fix Effect*

$$y_{it} = \beta_{0i} + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit} + u_{it}$$

3. Mengestimasi parameter dengan menggunakan metode GMM dengan proses sebagai berikut:

a. Menentukan momen kondisi sampel $\boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta}) = E(\boldsymbol{Z}, \boldsymbol{u_{it}})$

$$\boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta}) = E\left(\boldsymbol{Z}, y_{it} - \left(\beta_{0i} + \beta_0 X_{1it} + \cdots + \beta_p X_{pit}\right)\right) = 0$$

b. Meminimalkan fungsi kuadrat $\boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\theta})$ dimana $\boldsymbol{W_T} = \boldsymbol{I_T}$

$$\boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta})' \boldsymbol{W_T} \boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta})$$

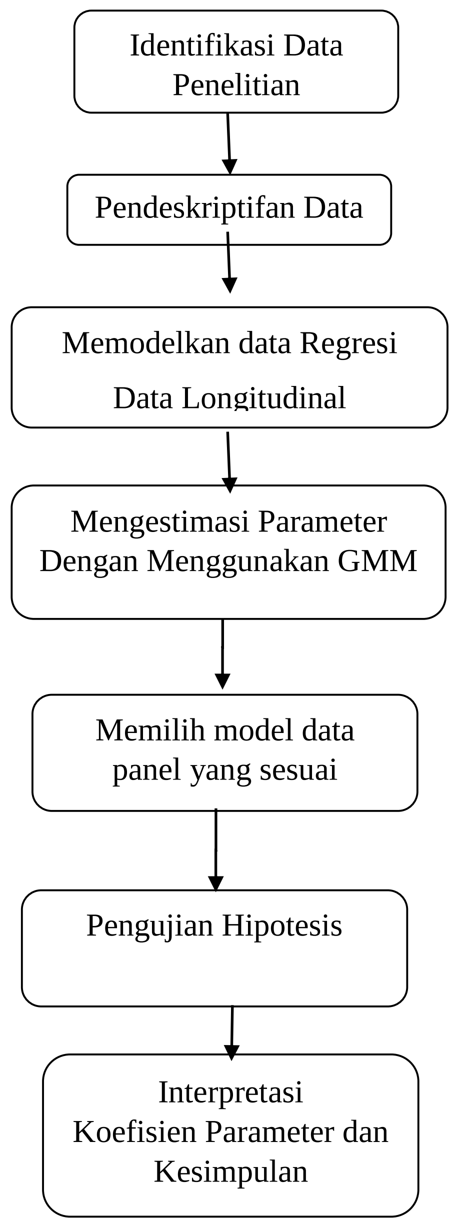
c. Menghitung nilai $\boldsymbol{W}_T$.

d. Diperoleh penaksiran parameter $\widehat{\boldsymbol{\theta}}_{\boldsymbol{GMM}}$ dengan memiminalkan fungsi kuadratik $\boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\theta})$

$$\boldsymbol{Q_t}(\boldsymbol{\theta}) = arc_{\boldsymbol{\theta}} \min \boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta})' \boldsymbol{W_T} \boldsymbol{f_T}(\boldsymbol{\theta})$$

6. Interpretasi koefisien parameter dan kesimpulan.

Langkah-langkah penelitian dapat digambarkan sebagai berikut:



Gambar 3.1 Langkah-Langkah Penelitian

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Penaksiran Parameter GMM

Pada bagaian ini adalah untuk menjawab tujuan pertama dari penelitian ini yaitu bagaimana mengestimasi parameter dengan menggunakan GMM pada data longitudinal.

Secara umum model regresi data longitudinal dituliskan dengan persamaan sebagai berikut :

$$\boldsymbol{Y}_{it} = \alpha + \boldsymbol{X}_{it}\boldsymbol{\beta} + u_{it} \; (i = 1,2,..N \; dan \; t = 1,2,...T)$$
$$u_{it} = \boldsymbol{Y}_{it} - \alpha + \boldsymbol{X}_{it}\boldsymbol{\beta} \tag{4.1}$$

dimana :

$\boldsymbol{Y}_{it}$ = variabel dependen untuk unit pengamatan ke-*i* dan waktu ke-*t*

α = vektor konstanta yang mewakili efek variabel dependen terhadap unit pengamatan ke-*i* dan waktu ke-*t*

$\boldsymbol{\beta}$ = vektor parameter berukuran ($p \times 1$)

$\boldsymbol{X}_{it}$ = matriks variabel independen berukuran ($NT \times p$) untuk unit pengamatan ke-*i* dan waktu ke-*t*

u_{it} = *error* untuk unit pengamatan ke-*i* dan waktu ke-*t*

Jika u_{it} dan $\boldsymbol{X}_{it}$ berkorelasi maka $E(u_{it}\boldsymbol{X}_{it}) \neq 0_{p\times 1}$ sehingga digunakan vektor instrumen $\boldsymbol{Z}_{it}$ berukuran ($m \times 1$) dimana $m \geq$ p yang memenuhi $E(u_{it}\boldsymbol{Z}_{it}) = 0_{m\times 1}$

Estimasi parameter GMM berasal dari persamaan Metode Moment yang ditulis sebagai berikut :

$$\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{Z}_{it}(u_{it})\right] = \left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{Z}_{it}(\boldsymbol{Y}_{it} - \alpha + \boldsymbol{X}_{it}\boldsymbol{\beta})\right]$$
$$= \left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}m_i(\hat{\beta})\right] = \overline{m}_i(\hat{\beta}) = 0 \tag{4.2}$$

Parameter GMM diperoleh dengan meminimalkan fungsi berikut :

$$\min_{\beta} Q = \overline{m}_i(\hat{\beta})' W \overline{m}_i(\hat{\beta})$$

Sehingga

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = \frac{\partial}{\partial \beta}\left(\overline{m}_i(\hat{\beta})' W \overline{m}_i(\hat{\beta})\right) = 0 \tag{4.3}$$

$$\frac{\partial \overline{m}_i(\hat{\beta})' W \overline{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta} = 0$$

$$2\frac{\partial \overline{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \overline{m}_i(\hat{\beta}) = 0 \tag{4.4}$$

Dari persamaan (4.2) diperoleh solusi eksak sebagai berikut :

$$\overline{m}_i(\hat{\beta}) = \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'X}\right)\hat{\beta} \tag{4.5}$$

Dengan mensubtitusikan persamaan (4.5) kedalam persamaan (4.3) akan diperoleh persamaan sebagai berikut :

$$2\frac{\partial\left(\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'X}\right)\hat{\beta}\right)'}{\partial \beta} W\left(\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'X}\right)\hat{\beta}\right) = 0$$

$$2\left(-\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'X}\right)\right) W\left(\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z'X}\right)\hat{\boldsymbol{\beta}}\right) = 0$$

$$-\frac{2}{n^2}\left((\boldsymbol{X'Z})\boldsymbol{W}\left(\boldsymbol{Z'y} - \boldsymbol{Z'X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}\right)\right) = 0$$

$$(\boldsymbol{X'Z})\boldsymbol{W}\left(\boldsymbol{Z'y} - \boldsymbol{Z'X}\widehat{\boldsymbol{\beta}}\right) = \boldsymbol{0}$$

$$(\boldsymbol{X'Z})\boldsymbol{WZ'y} - (\boldsymbol{X'Z})\boldsymbol{WZ'X}\widehat{\boldsymbol{\beta}} = \boldsymbol{0}$$

Sehingga diperoleh parameter GMM adalah sebagai berikut

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM} = [(\boldsymbol{X'Z})\boldsymbol{WZ'X}]^{-\mathbf{1}}(\boldsymbol{X'Z})\boldsymbol{WZ'y}$$

Sifat tidak bias penaksir GMM

Untuk membuktikan bahwa $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM}$ adalah penaksir yang tidak bias, persamaan (4.4) disederhanakan sebagai berikut :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM} = \boldsymbol{My}$$

dimana

$$\boldsymbol{M} = [(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}]^{-\mathbf{1}}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}'$$

sehingga

$$\begin{aligned} E(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM}) &= E(\boldsymbol{M}\boldsymbol{y}) \\ &= \boldsymbol{M}E(\boldsymbol{y}) \\ &= [[(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}']^{-\mathbf{1}}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}']E(\boldsymbol{y}) \\ &= [[(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}']^{-\mathbf{1}}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}']E(\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}) \end{aligned}$$

karena $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{0}$ sehingga diperoleh

$$\begin{aligned} &= [[(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}']^{-\mathbf{1}}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}']\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= (\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X})^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{W}^{-\mathbf{1}}[(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})^{-\mathbf{1}}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})]\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= (\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X})^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{W}^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= (\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X})^{-\mathbf{1}}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \boldsymbol{X}^{-1}[(\boldsymbol{Z}')^{-1}\boldsymbol{Z}']\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \boldsymbol{X}^{-1}\boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= \boldsymbol{\beta} \end{aligned}$$

Sehingga terbukti bahwa parameter $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM}$ adalah penaksir tak bias dari parameter $\boldsymbol{\beta}$.

Sifat Konsisten Parameter GMM

Dari pembahasan sebelumnya, parameter GMM diperoleh dengan meminimalkan fungsi

$$\mathrm{Q}(\hat{\beta}) = \bar{m}_i(\hat{\beta})'\boldsymbol{W}\bar{m}_i(\hat{\beta})$$

dimana $\bar{m}_i(\hat{\beta}) = \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}\right)\hat{\beta}$ dimana $\boldsymbol{W}$ adalah matriks definit positif. Akan dibuktikan bahwa $\mathrm{Q}(\beta)$ konvergen ke $\mathrm{Q}_n(\beta)$, dimana

$$\lim_{n\to\infty} \mathrm{Q}_0(\beta) = \lim_{n\to\infty} \bar{m}_i(\beta)'\boldsymbol{W}\bar{m}_i(\beta)$$

$$\lim_{n\to\infty} \mathrm{Q}_0(\beta) = \lim_{n\to\infty} \left\{\left[\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}\right)\beta\right] W \left[\left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{y}\right) - \left(\frac{1}{n}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}\right)\beta\right]\right\}$$

$$\lim_{n\to\infty} \mathrm{Q}_n(\beta) = \lim_{n\to\infty} \left\{\frac{1}{n^2}[(\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{y}) - (\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X})\beta]^2 W\right\} = 0 \qquad (4.6)$$

Dari persamaan (4.6) terlihat bahwa $Q_n(\beta)$ konvergen ke 0. Sehingga terbukti bahwa parameter $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM}$ adalah parameter yang konsisten.

Penaksiran Variansi GMM

Estimasi variansi GMM diperoleh dengan menyelesaikan solusi persamaan (4.3) menggunakan persamaan turunan *komposit* yang ditulis sebagai berikut :

$$\frac{\partial Q}{\partial \beta} = \frac{\partial}{\partial \beta}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})' W \bar{m}_i(\hat{\beta})\right) = 0$$

$$= \left(\frac{\partial}{\partial \beta}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})'\right)\right)\left(\frac{\partial}{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})' W \bar{m}_i(\hat{\beta})\right)\right)$$

$$= \left(\frac{\partial}{\partial \beta}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})'\right)\right) 2\, W \bar{m}_i(\hat{\beta})$$

$$= 2\left(\frac{\partial}{\partial \beta}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})'\right)\right) W\, \bar{m}_i(\hat{\beta}) = 0 \tag{4.7}$$

Sehingga $\hat{\beta}_{GMM}$ diperoleh dengan menyelesaikan persamaan (4.7)

$$\left(\frac{\partial}{\partial \beta}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'\right)\right) W\, \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM}) = 0 \tag{4.8}$$

Menggunakan teorema *mean value* untuk mencari $\hat{\beta}$ yang meminimkan fungsi $\bar{m}_i(\hat{\beta})$ ditulis sebagai berikut

$$\frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'} = \frac{\left(\bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM}) - \bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta}} \tag{4.9}$$

Dari persamaan (4.9) kita peroleh persamaan berikut

$$\bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM}) = \bar{m}_i(\hat{\beta}) + \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}(\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta}) \tag{4.10}$$

Subtitusikan persamaan (4.10) kedalam persamaan (4.8) diperoleh persamaan berikut

$$\left(\frac{\partial}{\partial \beta}\left(\bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'\right)\right) W \left(\bar{m}_i(\hat{\beta}) + \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}(\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta})\right) = 0$$

$$\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}(\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta}) = \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'}{\partial \beta}\left(W\, \bar{m}_i(\hat{\beta})\right)$$

Kalikan kedua ruas dengan $\sqrt{N}$ sehingga persamaan diatas ditulis sebagai berikut :

$$\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'} \sqrt{N}(\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta}) = \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'}{\partial \beta} W \sqrt{N}\, \bar{m}_i(\hat{\beta})$$

Sehingga

$$\sqrt{N}(\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta}) = \left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1} \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta}_{GMM})'}{\partial \beta} W \sqrt{N}\, \bar{m}_i(\hat{\beta}) \tag{4.11}$$

Mengunakan teorema *central limit* diperoleh distribusi untuk $\bar{m}_i(\hat{\beta})$ yang ditulis sebagai berikut

$$\sqrt{N}\bar{m}_i(\hat{\beta}) \xrightarrow{p} \boldsymbol{N}\left(0, \Omega(\hat{\beta})\right) \tag{4.12}$$

dimana $\Omega(\hat{\beta}) = E\left[m_i(\hat{\beta})\, m_i(\hat{\beta})'\right]$

Mengunakan teorema *central limit* untuk persamaan (4.11) diperoleh persamaan distribusi sebagai berikut :

$$\sqrt{N}(\hat{\beta}_{GMM} - \hat{\beta}) \xrightarrow{p} \boldsymbol{N}\left(0, \Sigma(\hat{\beta})\right)$$

dimana

$\Sigma(\hat{\beta}) =$

$$E\left[\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1} \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \sqrt{N}\, \bar{m}_i(\hat{\beta})\right] . \left[\bar{m}_i(\hat{\beta})\sqrt{N}\, W\ \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1}\right]\right]$$

$\Sigma(\hat{\beta}) =$

$$E\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1} \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W\right] . E\left[\sqrt{N}\, \bar{m}_i(\hat{\beta})\bar{m}_i(\hat{\beta})'\sqrt{N}\right] . E\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1}\right]\right]$$

$\Sigma(\hat{\beta}) =$

$$E\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1} \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W\right] . \left[var\left(\sqrt{N}\, \bar{m}_i(\hat{\beta})\right)\right] . E\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1}\right]\right]$$

$$\Sigma(\hat{\beta}) = E\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1} \frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W\right].[\Omega(\beta)].E\left[\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta} W \frac{\partial\left(\bar{m}_i(\hat{\beta})\right)}{\partial \beta'}\right]^{-1}\right]\right]$$

$$\Sigma(\hat{\beta}) = \left[E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta}\right].W.E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\right]\right]^{-1}.E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta}\right].W.[\Omega(\hat{\beta})].W.E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\right].$$

$$\left[E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})'}{\partial \beta}\right].W.E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\right]\right]^{-1}$$

Misalkan $\mathrm{M}(\hat{\beta}) = E\left[\frac{\partial \bar{m}_i(\hat{\beta})}{\partial \beta}\right]$ maka $\Sigma_{GMM}(\hat{\beta})$ ditulis sebagai berikut

$$\Sigma_{GMM}(\hat{\beta}) = \left[\mathrm{M}(\hat{\beta})'.W.\mathrm{M}(\hat{\beta})\right]^{-1}.\mathrm{M}(\hat{\beta})'.W.[\Omega(\hat{\beta})].W.\mathrm{M}(\hat{\beta}).\left[\mathrm{M}(\hat{\beta})'.W.\mathrm{M}(\hat{\beta})\right]^{-1}$$

Dalam bentuk matrik ditulis sebagai berikut

$$\Sigma_{GMM} = [\mathrm{M'WM}]^{-1}\mathrm{M'W}\,\Omega\mathrm{WM}[\mathrm{M'WM}]^{-1} \tag{4.13}$$

4.2 Deskriptif Variabel Prediksi

Statistika deskriptif merupakan tahap awal eksplorasi data yang dilakukan untuk mendapatkan gambaran umum dari data yang digunakan dalam penelitian ini. Tabel 4.1 menunjukkan deskriptif data SUSENAS seluruh kabupaten/kota di Indonesia selama tahun 2008-2012.

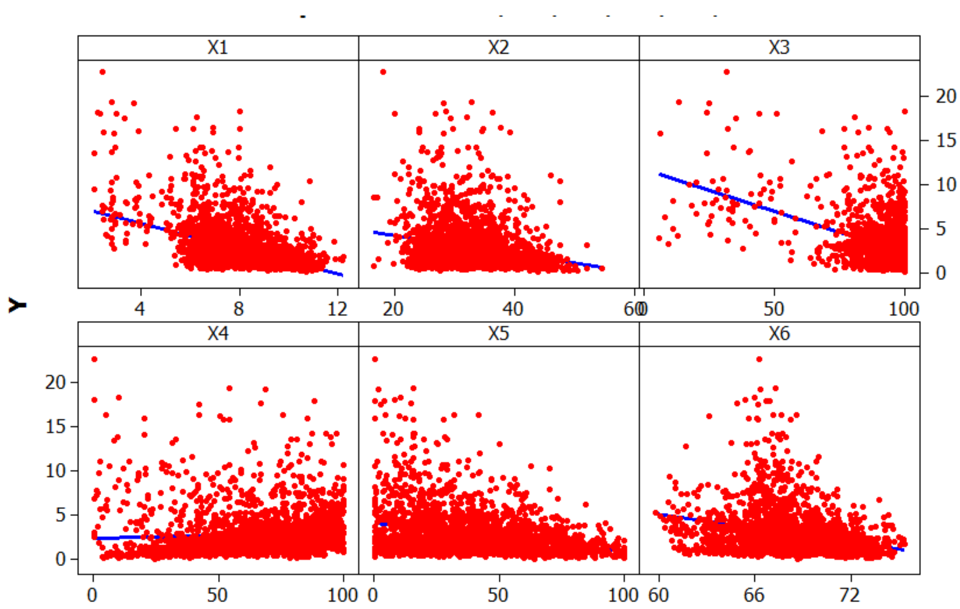
Tabel 4.1 Jumlah Data, Nilai Minimum , nilai Maksimum, Mean dan Standard Deviasi Data SUSENAS Tahun 2008-2012

Variabel	Satuan	Jumlah Data	Minimum	Maksimum	Mean	Standard Deviasi
Y	indeks	2418	0.09	22.68	2.85	2.57
X_1	Tahun	2418	2.07	12.25	7.83	1.56
X_2	%	2418	16.39	54.53	32.62	5.59
X_3	%	2418	5.39	100	92.38	11.96
X_4	%	2418	0	100	65.77	22.37
X_5	%	2418	0	100	39.51	22.73
X_6	Tahun	2418	59.7	75.39	68.53	2.78

Dari Tabel 4.1 terlihat bahwa variabel X_4 dan X_5 memiliki standard deviasi yang tinggi. Ini berarti persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) memiliki keberagaman yang sangat tinggi di seluruh kabupaten/kota di Indonesia. Sedangkan rata-rata lama sekolah (X_1) memiliki keberagaman yang paling kecil di seluruh kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2008-2012.

Tabel 4.2 Korelasi antar variabel pada Data SUSENAS Tahun 2008-2012

	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
Y	1.0	-0.4	-0.2	-0.4	0.1	-0.3	-0.3
X_1		1.0	0.5	0.6	-0.1	0.5	0.5
X_2			1.0	0.2	-0.1	0.5	0.4
X_3				1.0	0.1	0.3	0.2
X_4					1.0	0.0	-0.1
X_5						1.0	0.3
X_6							1.0



Gambar 4.1 *Scatterplot* variabel respon terhadap variabel bebas pada data tahun 2008-2012

Tabel 4.2 Menunjukkan bahwa variabel Y menunjukkan korelasi negatif yang cukup terhadap variabel X_1, X_3,X_5 dan X_6. Sedangkan Y dan X_2 memiliki korelasi negatif yang lemah. Variabel Y juga memiliki korelasi positif yang lemah terhadap X_4. Variabel X_1 memiliki korelasi positif yang cukup kuat terhadap beberapa variabel lainnya yaitu terhadap variabel X_2, X_3, X_5 dan X_6 dengan nilai korelasi diatas 0.5. Variabel X_2 selain berkorelasi positif cukup kuat dengan variabel X_1 juga berkorelasi positif yang cukup kuat dengan variabel X_5 Sedangkan terhadap variabel Y hanya berkorelasi negatif yang sangat lemah. Kemudian variabel X_3 selain berkorelasi positif yang cukup kuat dengan variabel X_1 juga berkorelasi positif yang cukup kuat dengan X_5. Variabel X_4 berkorelasi positif sangat lemah terhadap Y dan juga terhadap variabel prediktor lainnya. Variabel X_5 berkorelasi negatif terhadap variabel respon Y tetapi juga berkorelasi yang cukup kuat dengan variabel prediktor lainnya yaitu terhadap X_1 dan X_2. Variabel X_6 memiliki korelasi negatif terhadap variabel respon Y tetapi memiliki korelasi positif yang lebih kuat terhadap X_1 dan X_2.

Pada Gambar 4.1 terlihat bahwa Variabel X_1, X_2, X_3,X_5 dan X_6 memiliki pola hubungan berkorelasi negatif terhadap Y, sedangkan variabel X_4 berkorelasi positif terhadap Y.

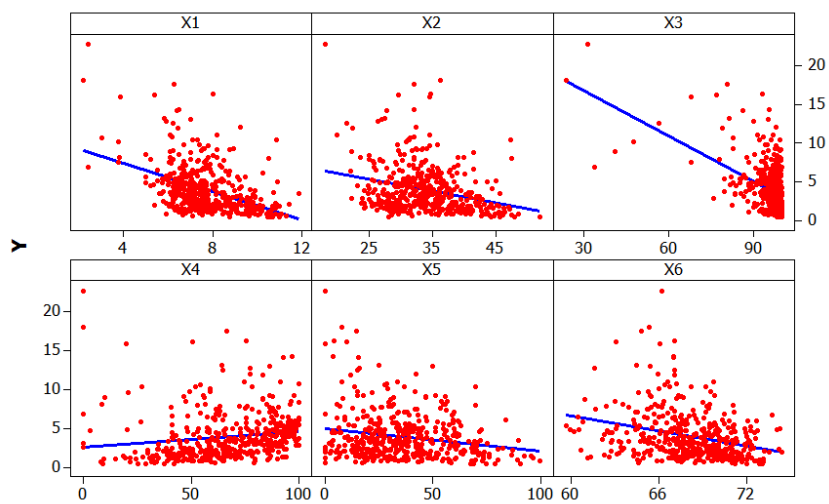
Karena terdapat korelasi antar sesama variabel prediktor yang lebih besar dibandingkan dengan korelasi antara variabel respon dan variabel prediktor maka hal ini menunjukkan kememungkinan terjadinya multikolinearitas. Untuk mengecek terjadinya multikolinearitas dilakukan dengan melihat nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) yang ditampilkan pada tabel 4.9, 4.10 dan 4.11 untuk masing-masing model *common effect*, *fixed effect* dan *random effect*. Terjadinya multikolinearitas terdeteksi jika terdapat nilai VIF untuk salah satu variabel prediktor lebih besar daripada 10.

Selanjutnya deskripsi dari data Kemiskinan di Indonesia untuk masing-masing tahun sejak 2008 sampai tahun 2012 ditunjukkan oleh tabel 4.3-4.8. Dari Tabel 4.3 terlihat bahwa data X_4 dan X_5 memiliki standard deviasi yang tinggi. Ini berarti pada tahun 2008, persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) memiliki keberagaman yang sangat tinggi di seluruh kabupaten/kota di Indonesia. Sedangkan rata-rata lama sekolah (X_1) memiliki keberagaman yang paling kecil di seluruh kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2008.

Tabel 4.3 Jumlah Data, Nilai Minimum , nilai Maksimum, Mean dan Standard Deviasi Data SUSENAS Tahun 2008

Variabel	Satuan	Jumlah Data	Minimum	Maksimum	Mean	Standard Deviasi
Y	indeks	456	0.38	22.68	3.9593	3.07951
X_1	Tahun	456	2.20	11.86	7.6805	1.48971
X_2	%	456	17.96	52.11	33.8059	5.66719
X_3	%	456	23.79	99.96	95.4158	8.18323
X_4	%	456	0.00	100.00	67.4941	22.51570
X_5	%	456	0.00	100.00	36.0937	21.26411
X_6	Tahun	456	59.70	74.43	68.1529	2.83007

Pada Gambar 4.2 terlihat bahwa pada data tahun 2008 Variabel X_1, X_2, X_3,X_5 dan X_6 memiliki pola hubungan berkorelasi negatif terhadap Y, sedangkan variabel X_4 berkorelasi positif terhadap Y.

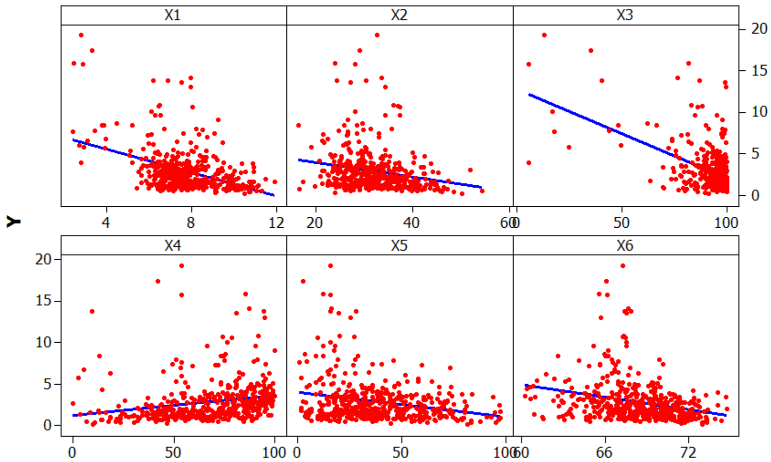


Gambar 4.2 *Scatterplot* variabel respon terhadap variabel bebas pada tahun 2008

Tabel 4.4 Jumlah Data, Nilai Minimum , nilai Maksimum, Mean dan Standard Deviasi Data SUSENAS Tahun 2009

Variabel	Satuan	Jumlah Data	Minimum	Maksimum	Mean	Standard Deviasi
Y	indeks	471	0.15	19.36	2.8424	2.56639
X_1	Tahun	471	2.42	11.91	7.7246	1.56527
X_2	%	471	16.39	54.53	31.8640	6.11223
X_3	%	471	5.39	100.00	92.3378	12.26009
X_4	%	471	0.00	100.00	67.4092	23.23341
X_5	%	471	0.64	97.78	38.2275	21.51495
X_6	Tahun	471	60.26	74.74	68.3192	2.79439

Dari Tabel 4.4 terlihat bahwa data X_3, X_4 dan X_5 memiliki standard deviasi yang tinggi. Ini berarti pada tahun 2009, angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3), persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) memiliki keberagaman yang sangat tinggi di seluruh kabupaten/kota di Indonesia. Sedangkan rata-rata lama sekolah (X_1) memiliki keberagaman yang paling kecil di seluruh kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2009.



Gambar 4.3 *Scatterplot* variabel respon terhadap variabel bebas pada tahun 2009

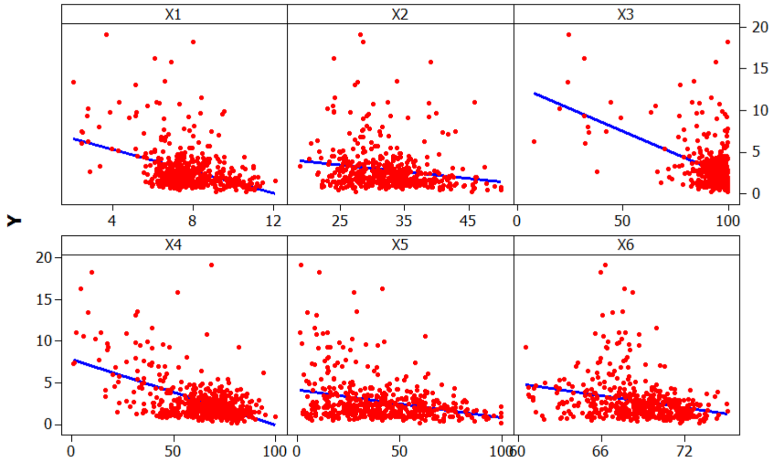
Pada Gambar 4.3 terlihat bahwa pada data tahun 2009 Variabel X_1, X_2, X_3,X_5 dan X_6 memiliki pola hubungan berkorelasi negatif terhadap Y, sedangkan variabel X_4 berkorelasi positif terhadap Y.

Tabel 4.5 Jumlah Data, Nilai Minimum , nilai Maksimum, Mean dan Standard Deviasi Data SUSENAS Tahun 2010

Variabel	Satuan	Jumlah Data	Minimum	Maksimum	Mean	Standard Deviasi
Y	indeks	497	0.19	19.16	2.8175	2.57047
X_1	Tahun	497	2.07	12.09	7.7958	1.57488
X_2	%	497	18.68	50.11	32.1529	5.64816
X_3	%	497	7.61	100.00	92.4603	11.75564
X_4	%	497	0.95	100.00	63.0927	17.60579
X_5	%	497	0.95	100.00	39.7665	22.03545
X_6	Tahun	497	60.56	75.06	68.5052	2.77024

Dari Tabel 4.5 terlihat bahwa data X_3, X_4 dan X_5 memiliki standard deviasi yang tinggi. Ini berarti pada tahun 2010, angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3), persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) memiliki keberagaman yang sangat tinggi di seluruh kabupaten/kota di Indonesia. Sedangkan rata-rata lama sekolah (X_1) memiliki keberagaman yang paling kecil di seluruh kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2010.

Pada Gambar 4.4 terlihat bahwa pada data tahun 2010 Variabel X_1, X_2, X_3,X_4, X_5 dan X_6 semuanya memiliki pola hubungan berkorelasi negatif terhadap Y. Pola korelasi variabel X_4 terhadap Y pada tahun 2010 ini berbeda dengan tahun-tahun sebelumnya dimana X_4 biasanya berkorelasi positif terhadap Y.

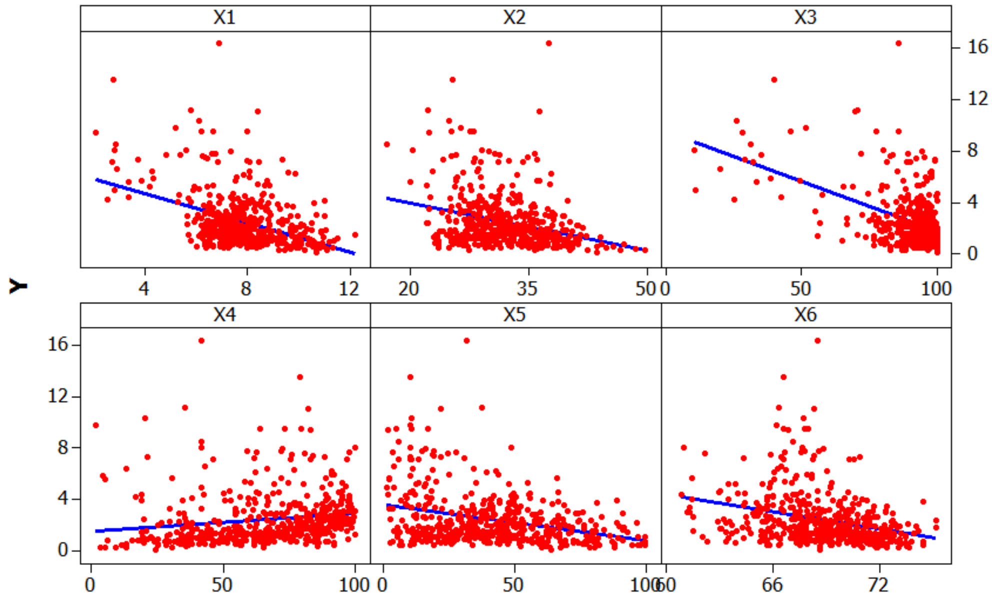


Gambar 4.4 *Scatterplot* variabel respon terhadap variabel bebas pada tahun 2010

Dari Tabel 4.6 terlihat bahwa data X_3, X_4 dan X_5 memiliki standard deviasi yang tinggi. Ini berarti pada tahun 2011, angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3), persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) memiliki keberagaman yang sangat tinggi di seluruh kabupaten/kota di Indonesia. Sedangkan rata-rata lama sekolah (X_1) memiliki keberagaman yang paling kecil di seluruh kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2011.

Tabel 4.6 Jumlah Data, Nilai Minimum , nilai Maksimum, Mean dan Standard Deviasi Data SUSENAS Tahun 2011

Variabel	Satuan	Jumlah Data	Minimum	Maksimum	Mean	Standard Deviasi
Y	indeks	497	0.09	16.36	2.4404	2.08605
X_1	Tahun	497	2.10	12.20	7.9025	1.56755
X_2	%	497	17.00	49.85	32.1228	5.03472
X_3	%	497	10.46	100.00	90.3628	13.30888
X_4	%	497	1.83	100.00	65.7244	23.81060
X_5	%	497	1.09	100.00	40.9117	23.65297
X_6	Tahun	497	60.82	75.19	68.7049	2.74671



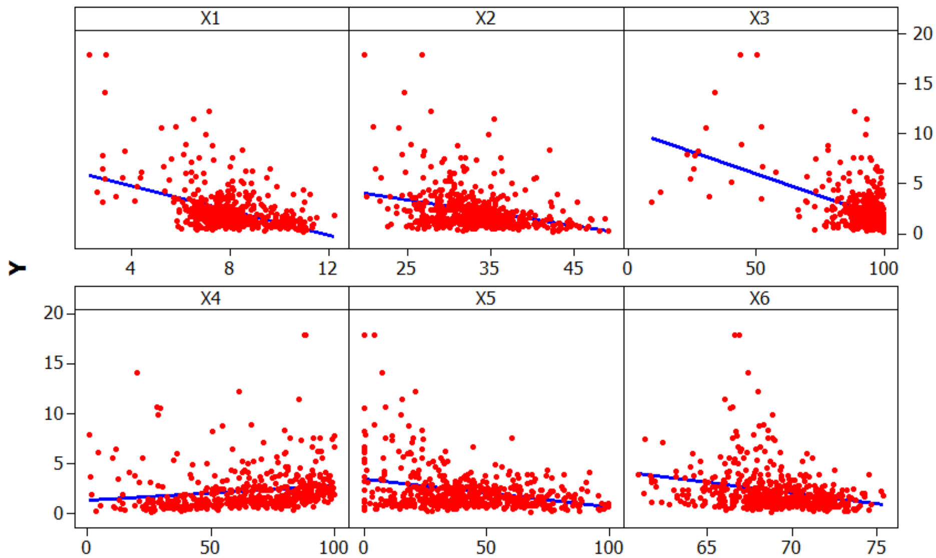
Gambar 4.5 *Scatterplot* variabel respon terhadap variabel bebas pada tahun 2011

Tabel 4.7 Jumlah Data, Nilai Minimum , nilai Maksimum, Mean dan Standard Deviasi Data SUSENAS Tahun 2012

Variabel	Satuan	Jumlah Data	Minimum	Maksimum	Mean	Standard Deviasi
Y	indeks	497	0.14	17.94	2.2735	2.13897
X_1	Tahun	497	2.30	12.25	8.0072	1.56370
X_2	%	497	19.84	49.15	33.1977	5.23913
X_3	%	497	9.01	100.00	91.5787	12.83872
X_4	%	497	0.96	100.00	65.3709	23.93368
X_5	%	497	0.00	100.00	42.2238	24.43801
X_6	Tahun	497	60.93	75.39	68.9016	2.72647

Pada Gambar 4.5 terlihat bahwa pada data tahun 2011 Variabel X_1, X_2, X_3,X_5 dan X_6 memiliki pola hubungan berkorelasi negatif terhadap Y, sedangkan variabel X_4 berkorelasi positif terhadap Y.

Dari Tabel 4.7 terlihat bahwa data X_3, X_4 dan X_5 memiliki standard deviasi yang tinggi. Ini berarti pada tahun 2012, angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3), persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) memiliki keberagaman yang sangat tinggi di seluruh kabupaten/kota di Indonesia. Sedangkan rata-rata lama sekolah (X_1) memiliki keberagaman yang paling kecil di seluruh kabupaten/kota di Indonesia pada tahun 2012.



Gambar 4.6 *Scatterplot* variabel respon terhadap variabel bebas pada tahun 2012

Pada Gambar 4.6 terlihat bahwa pada data tahun 2012 Variabel X_1, X_2, X_3,X_5 dan X_6 memiliki pola hubungan berkorelasi negatif terhadap Y, sedangkan variabel X_4 berkorelasi positif terhadap Y.

Untuk melihat pengaruh *cross section* dari varibel bebas dan variabel respon selama beberapa periode sebelumnya ditunjukkan oleh Tabel 4.8 yang menunjukkan bahwa untuk taraf kepercayaan 95% ($\alpha = 0.05$), indeks kedalaman kemiskinan 1 tahun sebelumnya dan 2 tahun sebelumnya signifikan dalam model dan memiliki tanda positif, artinya indeks kedalaman kemiskinan dari tahun tahun sebelumnya akan mempengaruhi indeks kedalaman kemiskinan di tahun berikutnya. Variabel bebas X_1 di tahun tersebut dan tahun sebelumnya juga signifikan dalam model.

Tabel 4.8 *Cross Section* antar variabel selama (t-2) periode

Variabel	koefisien	SE	t	p-value	Kesimpulan
$y_{(t-1)}$	0.462	0.039	11.7	0.000	Tolak Ho
$y_{(t-2)}$	0.071	0.025	2.8	0.005	Tolak Ho
$X_{1(t)}$	-0.205	0.052	-4.0	0.000	Tolak Ho
$X_{2(t)}$	-0.016	0.008	-1.9	0.060	Terima Ho
$X_{3(t)}$	-0.017	0.008	-2.1	0.034	Tolak Ho
$X_{4(t)}$	0.003	0.002	1.6	0.108	Terima Ho
$X_{5(t)}$	0.000	0.002	-0.1	0.940	Terima Ho
$X_{6(t)}$	-0.075	0.019	-4.0	0.000	Tolak Ho
$X_{1(t-1)}$	0.140	0.057	2.5	0.014	Tolak Ho
$X_{2(t-1)}$	-0.013	0.009	-1.3	0.182	Terima Ho
$X_{3(t-1)}$	0.016	0.010	1.6	0.115	Terima Ho
$X_{4(t-1)}$	-0.003	0.002	-1.6	0.100	Terima Ho
$X_{5(t-1)}$	0.000	0.002	0.2	0.869	Terima Ho
$X_{6(t-1)}$	0.034	0.020	1.7	0.089	Terima Ho
$X_{1(t-2)}$	-0.006	0.038	-0.2	0.869	Terima Ho
$X_{2(t-2)}$	-0.001	0.008	-0.2	0.853	Terima Ho
$X_{3(t-2)}$	0.003	0.009	0.3	0.730	Terima Ho
$X_{4(t-2)}$	0.000	0.002	0.1	0.925	Terima Ho
$X_{5(t-2)}$	0.000	0.002	-0.2	0.866	Terima Ho
$X_{6(t-2)}$	0.027	0.013	2.1	0.032	Tolak Ho
konstanta	3.091	1.133	2.7	0.006	Tolak Ho
	R^2 =48.65%			R^2_{adj} =47.89%	

4.3 Penaksiran Parameter Regresi Data Longitudinal dengan GMM

Berikut ini ditampilkan berbagai macam model regresi data longitudinal untuk menaksir indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia, diantaranya adalah model *Common Effect*, *Fixed Effect* dan *Random Effect* dengan menggunakan penaksiran parameter *Generalized Method of Moments* (GMM).

4.3.1 Analisis Regresi Data Panel *Common Effect* dengan GMM

Teknik yang digunakan dalam metode *Common Effect* hanya dengan mengkombinasikan data time series dan cross section. Dengan hanya menggabungkan kedua jenis data tersebut maka dapat digunakan metode OLS untuk mengestimasi model data panel. Dalam pendekatan ini tidak memperhatikan dimensi individu maupun waktu, dan dapat diasumsikan bahwa perilaku data antar daerah sama dalam berbagai rentang waktu.

Tabel 4.9 Output GMM untuk Analisis Regresi Data Panel dengan metode *Common Effect*

Variabel	Koefisien (β_k)	SE($\hat{\beta}_k$)	t	p-value	Kesimpulan	VIF
X_1	-0.2091	0.0484	-4.3191	0.0000	Tolak Ho	2.4306
X_2	0.0066	0.0116	0.5642	0.5726	Terima Ho	1.5623
X_3	-0.0696	0.0083	-8.3944	0.0000	Tolak Ho	1.7088
X_4	0.0068	0.0026	2.6307	0.0085	Tolak Ho	1.0849
X_5	-0.0110	0.0024	-4.5733	0.0000	Tolak Ho	1.5140
X_6	-0.1192	0.0172	-6.9136	0.0000	Tolak Ho	1.3406
konstanta	18.8573	1.2759	14.7793	0.0000	Tolak Ho	
MSE = 4.8571		AIC=3835.5		AICc=3835.5		
R^2 = 26.25 %			R^2_{adj} = 26.07 %			

Dari Tabel 4.9 diperoleh model regresi data panel *common effect* sebagai berikut :

$$\hat{y}_{it} = 18.8573 - 0.2091\,X_{1it} + 0.0066\,X_{2it} - 0.0696X_{3it} + 0.0068X_{4it} - 0.0110X_{5it} - 0.1192X_{6it} \tag{4.14}$$

4.3.2 Analisis Regresi Data Panel *Fixed Effect* dengan GMM

Pengertian model *fixed effect* adalah model dengan *intercept* berbeda-beda untuk setiap subjek (cross section), tetapi *slope* setiap subjek tidak berubah seiring waktu. Model ini mengasumsikan bahwa *intercept* adalah berbeda setiap subjek sedangkan *slope* tetap sama antar subjek.

Tabel 4.10 Output GMM untuk Analisis Regresi Data Panel dengan metode *Fixed Effect*

Variabel	Koefisien (β_k)	SE($\hat{\beta}_k$)	t	p-value	Kesimpulan	VIF
X_1	-0.6156	0.0556	-11.0735	0.0000	Tolak Ho	5.3035
X_2	0.0503	0.0131	3.8449	0.0001	Tolak Ho	3.1466
X_3	-0.0122	0.0120	-1.0191	0.3081	Terima Ho	4.5512
X_4	0.0059	0.0027	2.1816	0.0291	Tolak Ho	1.8200
X_5	-0.0038	0.0024	-1.5958	0.1105	Terima Ho	2.7665
X_6	-0.0799	0.0213	-3.7418	0.0002	Tolak Ho	2.6943
MSE = 2.4118		AIC=2140.8		AICc=2140.8		
R^2 = 63.38 %			R^2_{adj} = 53.78%			

Dari Tabel 4.10 diperoleh model regresi data panel *fixed effect* sebagai berikut:

$$\hat{y}_{it} = -0.6156X_{1it} + 0.0503X_{2it} - 0.0122X_{3it} + 0.0059X_{4it} - 0.0038X_{5it} - 0.0799X_{6it} \quad (4.15)$$

4.3.3 Analisis Regresi Data Panel *Random Effect* dengan GMM

Random effect disebabkan variasi dalam nilai dan arah hubungan antar subjek diasumsikan *random* yang dispesifikasikan dalam bentuk residual. Model ini mengestimasi data panel yang variabel residual diduga memiliki hubungan antar waktu dan antar subjek.

Tabel 4.11 Output GMM untuk Analisis Regresi Data Panel dengan metode *Random Effect*

Variabel	Koefisien (β_k)	SE($\hat{\beta}_k$)	t	p-value	Kesimpulan	VIF
X_1	-0.2092	0.0484	-4.3236	0.0000	Tolak Ho	2.4306
X_2	0.0065	0.0116	0.5626	0.5737	Terima Ho	1.5623
X_3	-0.0695	0.0083	-8.3389	0.0000	Tolak Ho	1.7100
X_4	0.0068	0.0026	2.6343	0.0084	Tolak Ho	1.0849
X_5	-0.0110	0.0024	-4.5582	0.0000	Tolak Ho	1.5140
X_6	-0.1192	0.0172	-6.9125	0.0000	Tolak Ho	1.3406
konstanta	18.8450	1.2642	14.9071	0.0000	Tolak Ho	
MSE = 4.8560		AIC=3835.5		AICc=3835.5		
R^2 = 26.27 %			R^2_{adj} = 26.09 %			

Dari Tabel 4. 11 diperoleh model regresi data panel *random effect* sebagai berikut:

$$\hat{y}_{it} = 18.8450 - 0.2092X_{1it} + 0.0065X_{1it} - 0.0695X_{1it} + 0.0068X_{1it} - 0.0110X_{1it} - 0.1192X_{1it} \quad (4.16)$$

4.3.4 Pemilihan Model Terbaik

Jika memperhatikan nilai MSE, AIC, AICc, R^2 dan R^2_{adj} maka model regresi yang memodelkan data secara baik adalah model *Fixed Effect*. Oleh karena itu dilakukan pengujian lebih lanjut untuk membuktikan bahwa model yang terbaik adalah model *Fixed Effect*. Akan dilakukan 3 jenis pengujian yaitu uji Chow, uji LM dan Uji Hausman.

Uji Chow

Hipotesis

H_0 : *Common Effect Model* $(\beta_i = \beta\ , \forall i = 1,2,..,N)$

H_1 : *Fixed Effect Model* $\left(\beta_j \neq \beta_s = \beta\ , j \neq s, \forall j, s = 1,2,..,N\right)$

Hipotesis H_0 pada uji chow menyatakan bahwa tidak terdapat perbedaan parameter untuk semua individu ke-i pengamatan. Jika H_0 ditolak maka model yang lebih tepat digunakan adalah model *Fixed Effect*.

Dengan menggunakan Matlab diperoleh nilai statistik uji F_{hitung} = 4.0514, sedangkan untuk taraf kepercayaan 95% ($\alpha = 0.05$) diperoleh $P\left(F_{(n-1,N-n-k)} > F_{hitung}\right) = 0 < \alpha$. Kesimpulan H_0 ditolak, yang berarti model *Fixed Effect* lebih tepat digunakan dibandingkan model *Fixed Efect* pada data panel Penduduk Miskin di Indonesia tahun 2008-2012.

Uji Lagrange Multiplier (LM)

Hipotesis

H_0 : *Common Effect Model* $(\varepsilon_i = 0\ , \forall i = 1,2,..,N)$

H_1 : *Random Effect Model* $(\varepsilon_i \neq 0\ , \forall i = 1,2,..,N)$

Hipotesis H_0 pada uji LM menyatakan bahwa tidak terdapat efek individu pada setiap pengamatan ke-i. Jika H_0 ditolak maka model yang lebih tepat digunakan adalah model *Random Effect*.

Dengan menggunakan Matlab diperoleh nilai statistik uji LM_{hitung} = $6.12X_10^5$, sedangkan untuk taraf kepercayaan 95% ($\alpha = 0.05$) diperoleh $P\left(\chi_1^2 > LM_{hitung}\right) = 0 < \alpha$. Kesimpulan H_0 ditolak, yang berarti model *Random Effect* lebih tepat digunakan dibandingkan model *Common Efect* pada data panel Penduduk Miskin di Indonesia tahun 2008-2012.

Uji Hausman

Hipotesis

H_0 : *Random Effect Model*

H_1 : *Fixed Effect Model*

Ketika variabel bebas dan efek individu pada model saling berkorelasi $E(X_{it}, \varepsilon_i) \neq 0$, maka model *Fixed Effect* akan memberikan penaksiran yang tak bias, sedangkan jika sebaliknya maka model *Random Effect* yang lebih tepat digunakan.

Dengan menggunakan Matlab diperoleh nilai statistik uji H_{hitung} = 1.48X10^3, sedangkan untuk taraf kepercayaan 95% ($\alpha = 0.05$) diperoleh $P\left(\chi_6^2 > H_{hitung}\right) = 0 < \alpha$. Kesimpulan H_0 ditolak, yang berarti model *Fixed Effect* lebih tepat digunakan dibandingkan model *Random Efect* pada data panel Penduduk Miskin di Indonesia tahun 2008-2012.

Hasil yang diperoleh dengan Uji Chow, Uji LM dan Uji Hausman memberikan kesimpulan bahwa model terbaik untuk menaksir indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia adalah model *Fixed Effect.* Kesimpulan ini didukung oleh nilai R^2 dan R^2_{adj} masing-masing sebesar 63.38% dan 53.78% yang lebih besar daripada model lainnya. Nilai R^2 dalam model *Fixed Effect* menunjukkan bahwa pengaruh sumbangan variabel-variabel prediktor dalam menaksir indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia adalah sebesar 63.38%, sedangkan sisanya sebesar 36.62 % menunjukkan besaran pengaruh faktor-faktor lain di luar model dalam menaksir indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia. Nilai MSE, AIC dan AICc pada model *Fixed Effect* masing-masing sebesar 2.4118, 2140.8 dan 2140.8 merupakan yang terkecil dibandingakan model lannya, hal ini mendukung kesimpulan dari pengujian sebelumnya bahwa model *Fixed Effect* adalah model terbaik untuk menaksir indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia.

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa Untuk taraf kepercayaan 95% ($\alpha = 0.05$), variabel Rata-rata lama sekolah (X_1), Angka Melek Huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3) dan Angka harapan hidup (X_6) memiliki tanda negatif dan signifikan dalam model. Sedangkan Persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan (X_2), dan Persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) memiliki tanda positif dan signifikan dalam model. Sedangkan Angka Melek Huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3) dan Persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) dianggap tidak signifikan dalam model.

Nilai VIF pada tabel 4.10 untuk model *Fixed Effect* menunjukkan bahwa gejala multikolinearitas tidak signifikan dalam model *Fixed Effect* karena nilai VIF dari beberapa variabel prediktor tidak ada yang melebihi 10. Tetapi terlihat bahwa untuk variabel X_1, X_2 dan X_3 memiliki nilai VIF yang sangat besar yaitu masing-masing

5.3035, 3.1466 dan 4.5512 yang berarti bahwa variabel X_1, X_2 dan X_3 memiliki korelasi yang sangat besar terhadap salah satu variabel prediktor lainnya dalam model *Fixed Effect*. Sedangkan nilai VIF untuk variabel X_5 dan X_6 masing-masing adalah 2.7665 dan 2.6943 yang berarti varibel X_5 dan X_6 juga mempunyai korelasi yang cukup besar terhadap salah satu variabel prediktor lainnya dalam model *Fixed Effect*.

Pada tabel 4.2 menunjukkan bahwa korelasi antara variabel respon Y terhadap variabel prediktor X_2 adalah korelasi negatif yang lemah tetapi koefisien variabel X_2 pada model *Fixed Effect* dalam tabel 4.10 menunjukkan tanda positif dan signifikan di dalam model. Nilai VIF variabel X_2 yang cukup besar serta korelasinya yang cukup besar terhadap beberapa variabel lain dalam model *Fixed Effect* serta korelasinya yang relatif kecil terhadap variabel respon Y menyebabkan terjadinya perbedaan tanda koefisien variabel X_2 dalam model *Fixed Effect*.

Model *Fixed Effect* dalam persamaan (4.15) menjelaskan bahwa indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia akan mengalami penurunan sebesar 0.6156 satuan setiap kenaikan 1 tahun dari rata-rata lama sekolah (X_1) jika variabel prediktor lainnnya konstan. Indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia akan mengalami peningkatan sebesar 0.0503 satuan setiap kenaikan 1% dari persentase pengeluaran perkapita untuk produk makanan (X_2) jika variabel prediktor lainnya konstan. Indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia akan mengalami peningkatan sebesar 0.0059 satuan setiap kenaikan 1% dari persentase rumah tangga yang pernah membeli raskin (X_4). Indeks kedalaman kemiskinan di Indonesia akan mengalami penurunan sebesar 0.0799 satuan setiap kenaikan 1 tahun dari angka harapan hidup (X_6). Sedangkan variabel Angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_3) dan persentase rumah tangga yang menggunakan air bersih (X_5) dianggap tidak signifikan dalam menaksir indeks kedalaman kemiskinan menggunakan model *Fixed Effect*.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan dapat diambil
beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Estimasi parameter dan variansi GMM pada data longitudinal diperoleh melalui persamaan berikut :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{GMM} = [(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{X}]^{-1}(\boldsymbol{X}'\boldsymbol{Z})\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}'\boldsymbol{y}$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{GMM} = [\mathbf{M}'\mathbf{W}\mathbf{M}]^{-1}\mathbf{M}'\mathbf{W}\ \boldsymbol{\Omega}\mathbf{W}\mathbf{M}[\mathbf{M}'\mathbf{W}\mathbf{M}]^{-1}$$

2. Penerapan Estimasi Parameter GMM pada data SUSENAS Tahun 2008-2009 untuk memodelkan kemiskinan di kabupaten/kota di Indonesia diperoleh dengan memilih model terbaik yaitu model *Fixed Effect*. Persamaannya ditulis sebagai berikut:

$$\hat{y}_{it} = -0.6156X_{1it} + 0.0503X_{2it} - 0.0122X_{3it} + 0.0059X_{4it} - 0.0038X_{5it} - 0.0799X_{6it}$$

3. Dengan menggunakan model *Fixed Effect* maka kesimpulan yang diperoleh adalah semakin tinggi Rata-rata lama sekolah (X_1) dan Angka harapan hidup (X_6) maka indeks kedalaman kemiskinan akan semakin kecil. Sedangkan jika semakin tinggi Persentase pengeluaran perkapita untuk produk non makanan (X_2) dan Persentase rumah tangga yang pernah membeli beras raskin (X_4) maka indeks kedalaman kemiskinan juga semakin tinggi.

5.2 Saran

Pada penelitian ini tidak terbukti adanya multikolinearitas dalam model data longitudinal. Tetapi korelasi yang cukup besar antar sesama variabel prediktor turut mempengaruhi perbedaan pengambilan keputusan dalam masing-masing model data longitudinal. Sehingga saran untuk penelitian selanjutnya adalah bagaimana mengatasi adanya korelasi yang cukup besar sesama variabel prediktor dan bahkan jika terdapat multikolinearitas pada model data longitudinal.

Saran selanjutnya adalah melakukan optimisasi penaksiran parameter GMM dengan memilih matriks bobot dan *kernel* GMM yang tepat. Selain itu juga, efek spasial dari data longitudinal untuk masing-masing kabupaten kota di Indonesia juga disertakan dalam model data longitudinal dengan GMM untuk memodelkan indeks kedalaman kemiskinan di seluruh kabupaten/kota di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

Anuraga, G., (2013). *Pemodelan Kemiskinan di Jawa Timur Dengan Structural Equation Modeling-Partial Least Square*,Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Alvarez, I. C., Barbero, J., Zoffo, J. L., (2013) *A Panel Data Toolbox for Matlab*. Universidad Autinoma De Madrid.

Badan Pusat Statistik, (2012), *Berita Resmi Statistik: Profil Kemiskinan di Indonesia Maret 2012*, BPS, Jakarta.

Badan Pusat Statistik, (2015). *Persentase Penduduk Miskin Maret 2015 Mencapai 11,22 Persen*. http://bps.go.id/brs/view/1158 (diakses 1 desember 2015)

Baltagi, Badi H (2005). *Econometric Analysis of Panel Data*, Third Edition. John Wiley & Sons.

Chausse, P., (2010). *Computing Generalized Methods of Moments and Generalized Empirical Likelihood with R*. University of Waterloo, Waterloo (Ontario) Canada.

Hansen, L.P., (1982). *Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimator*. Econometrica, Vol. 50, No.4

Chin, W.W., (1998), *The Partial Least Squares Approach for Structural Equation Modeling*, Cleveland, Ohio.

Cliff, M.T., (2003). *GMM and MINZ Program Libraries for Matlab*. Purdue University.

Damayanti dan Ratnasari., (2013), Pemodelan Penduduk Miskin di Jawa Timur Menggunakan Metode *Geographically Weighted Regression* (GWR), JURNAL SAINS DAN SENI POMITS Vol. 2, No.2, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

Dinas Sosial dan Pemakaman Kota Batam, (2014). *14 Kriteria Miskin Menurut Standar BPS.* http://skpd.batamkota.go.id/sosial/persyaratan-perizinan/14-kriteria-miskin-menurut-standar-bps/ (diakses 2 desember 2015)

Davidson, R. and MacKinnon, J. G., (2003). *Econometric Theory and Method*. Oxford University Press. USA.

Gujarati, D. N., (2003). *Basic Econometric 4th Edition*. McGrew-Hill Press. USA.

Hall, A.R. (2005). *Generalized Method Of Moments: Advanced Texts In Econometrics*. Oxford University Press Inc: New York.

LeSage, J. P. (1999). *Applied Econometrics using MATLAB*. Departement of Econometrics, University Toledo.

Lubis, K.A dan Setiawan (2013) *Penerapan Generalized Method Of Moments Pada Persamaan Simultan Panel Dinamis Untuk Pemodelan Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia*. Prosiding Seminar Nasional Manajemen Teknologi XIX, MMT ITS, Surabaya

Magallanes, A.B., (2007). *Generalized Methods of Moments Estimation on a Linear Panel Data Model of a Clinical Trial*. University of the Philippines, Manila.

Matyas, L., et al (1999). *Generalized Method of Momenets Estimation*. Cambridge University Press. Cambridge.

Suharto, Edi dkk. (2004), *Kemiskinan dan Keberfungsian Sosial: Studi Kasus Keluarga Miskin di Indonesia*, Lembaga Studi Pembangunan (LSP) STKS, Bandung

Permatasari, E., O., (2013) *Pendekatan Boosting Multivariate Adaptive Regression Spline untuk klasifikasi kemiskinan di Propinsi Jawa Timur*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Suryawati, C., (2005), Memahami Kemiskinan Secara Multidimensional, Jurnal Manajemen Pelayanan Kesehatan (JMPK), 8(3). p.121-129.

Sita, Eta D. A. A. dan Otok, B. W., (2014). *Pendekatan Multivariate Adaptive Regression SPLINES (MARS) pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012*. Prosiding Seminar Nasional Matematika, Universitas Jember. Jember.

Taurif, M., Otok, B. W., Latra, I Nyoman (2014). *Estimation of Generalized Method of Moment in Logistic Regression Model*. Prosiding Seminar Nasional Matematika, Universitas Jember, Jember.

Taurif, M. R, (2015). *Estimasi generalized method of moments (GMM) pada model Regresi Logistik (studi kasus: penderita HIV/AIDS di surabaya).* Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Ngafiyah, A. N., (2014). *Meta-Analityc Structural Equation Modeling (MASEM) Pada Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Di Pulau Jawa*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Utami, B. H. S., Warsono, Kurniasari, D., Usman, M., Elkafi, F. (2014) *Generalized Method of Moments Charateristics and Its Aplication On Panel Data*. Science International Lahore, 26 (3). pp. 985-990.

Widarjono, Agus (2007). Ekonometrika: *Teori dan Aplikasi Untuk Ekonomi dan Bisnis,* edisi kedua. Ekonisia FE Universitas Islam Indonesia. Jogjakarta

BIOGRAFI PENULIS

Penulis bernama Muhammad Ghazali dilahirkan di Rato-Sila Kabupaten Bima NTB, 29 Agustus 1987, merupakan anak pertama dari 2 bersaudara. Penulis telah menempuh pendidikan dormat yaitu, SDN Inp Pali Daru, SMPN 3 Bolo, SMAN 2 Bima. Pada tahun 2005 penulis melanjutkan studi program Sarjana di Program Studi Statistika Jurusan Matematika Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Hasanuddin. Pada tahun 2011 penulis melanjutkan studi program Magister di Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS). Pembaca yang ingin memberikan saran, kritik, serta pertanyaan untuk penulis mengenai Tesis ini dapat dikirim melalui *email*: m.ghazali11@gmail.com